

DOI:10.20079/j.issn.1001-893x.240707001

一种基于奇异值分解和最小熵反褶积的后向投影改进方法*

牛岩, 聂伟, 周牧, 杨小龙

(重庆邮电大学 通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘要:针对合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像易受环境噪声影响,导致目标处信噪比降低的问题,提出了将奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)和最小熵反褶积(Minimum Entropy Deconvolution, MED)结合并用于改进后向投影(Back-Projection, BP)的方法。首先,将实测采集的回波信号进行奇异值分解得到奇异值矩阵,只保留前5个奇异值后重构回波信号矩阵实现初步降噪。然后再将信号进行最小熵反褶积滤波处理,通过利用信号不断迭代更新滤波器的系数最小化信号的熵,以使输出信号的峰度最小化从而实现噪声抑制。再利用零相位滤波器(Zero-Phase Filter, ZPF)对信号进行滤波恢复信号的相位延迟。最后,利用后向投影算法得到SAR图像。实验结果证明,该方法使得大小两个角反射器的信噪比分别提升了7.9 dB和9.1 dB,显著提高了SAR图像中目标处的信噪比。

关键词:合成孔径雷达(SAR);后向投影;奇异值分解;最小熵反褶积(MED);零相位滤波器(ZPF)

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



微信扫码二维码
听独家语音释文
与作者在线交流
享本刊专属服务

中图分类号:TN957.52 文献标志码:A 文章编号:1001-893X(2025)11-1912-09

An Improved Back Projection Method Based on Singular Value Decomposition and Minimum Entropy Deconvolution

NIU Yan, NIE Wei, ZHOU Mu, YANG Xiaolong

(School of Communications and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: To address the issue of synthetic aperture radar (SAR) images being susceptible to environmental noise, which leads to a reduction in the signal-to-noise ratio (SNR) at target locations, a method integrating singular value decomposition (SVD) and minimum entropy deconvolution (MED) to enhance the Back Projection (BP) algorithm is proposed. Initially, the acquired echo signals undergo SVD, and a singular value matrix is obtained. By retaining only the first five singular values and reconstructing the echo signal matrix, an initial noise reduction is achieved. Subsequently, the signals are processed using MED filtering, where filter coefficients are iteratively updated to minimize the entropy of the signal, thereby reducing the kurtosis of the output signal and suppressing noise. A Zero-Phase Filter (ZPF) is then applied to restore any phase delays. Finally, the SAR image is generated using the BP algorithm. Experimental results demonstrate that this method significantly enhances the SNR at target locations, with improvements of 7.9 dB and 9.1 dB for large and small corner reflectors, respectively.

Key words: synthetic aperture radar (SAR); back projection; singular value decomposition; minimum entropy deconvolution (MED); zero-phase filter (ZPF)

* 收稿日期:2024-07-07;修回日期:2024-11-6
基金项目:国家自然科学基金资助项目(62101085)
通信作者:聂伟 Email:niewei@cqupt.edu.cn

0 引言

合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 作为一种全天候运行的主动遥感技术, 在灾害监测、资源调查及军事侦察等领域有广泛应用^[1-7]。特别是在灾害监测中, 星载 SAR 以其高分辨率和多维度信息提供详尽的地面情况, 支持灾后快速评估。而在军事侦察中, SAR 通过对目标散射特性的分析, 评估伪装的有效性。

为了进一步提高 SAR 系统的图像质量和抗干扰能力, 许多研究将奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 应用于噪声抑制^[8-13]。例如, 文献[12]为了提高差分光柱像运动激光雷达探测信噪比, 引入了集合经验模态分解 (Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD) 和 SVD 的降噪方法。该方法通过 EEMD 分解信号并滤除主要噪声, 再用 SVD 去除残余噪声。然而, 该方法在处理仿真信号时降噪效果易受噪声标准差影响, 实测信号的信噪比提升有限 (该方法对信噪比的提升小于 3 dB)。

在机械故障检测领域, 最小熵反褶积 (Minimum Entropy Deconvolution, MED) 常用于噪声抑制和微弱信号提取^[14-17]。文献[14]针对强噪声环境下齿轮箱故障特征信号被噪声淹没的问题, 提出了一种结合 MED 和循环域解调的方法。首先使用 MED 对信号进行降噪处理, 然后通过循环自相关函数解调分析提取故障特征。然而, 该文献仅用仿真信号验证了 MED 的降噪功能, 未验证其在实测信号中的有效性。

受到上述文献中这些理论的启发, 本文将 SVD 和 MED 技术引入超宽带 (Ultra Wide Band, UWB) 合成孔径雷达系统, 并结合零相位滤波器 (Zero-Phase Filter, ZPF) 优化后向投影 (Back Projection, BP) 算法。仿真结果表明, 该方法显著提升了 SAR 成像中目标的信噪比, 在高噪声环境中表现出良好的稳健性。

1 UWB SAR 雷达系统

1.1 UWB 雷达信号

超宽带脉冲信号在无线电通信应用中具备极高的分辨率和较低的被拦截概率。与传统的窄带雷达相比, 超宽带雷达通过提供更高的距离分辨率, 能够精确捕捉到复杂目标的细节信息。常见的超宽带脉冲波形包括多周期脉冲、升余弦脉冲以及高斯脉冲等, 其中高斯脉冲因其应用的普遍性而成为主流选

择。基本的高斯信号通常表现为低阶 (0~5 阶) 的波形, 如式 (1) 所示:

$$p_0(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

在超宽带雷达成像中, σ 代表信号的标准偏差, 亦即脉冲宽度因子。该参数与脉冲宽度 τ 之间通过一个比例常数 k 直接关联, 表达为 $\sigma = k\tau$ 。这种关系在不同阶次的高斯信号中, k 的具体数值是变化的。基本高斯信号由于其能量主要分布在低频区域, 且能量随频率趋近零而增大, 不太适合直接用于无线电传输。因此, 通常采用高斯信号的微分形式 (0~5 阶) 来生成适用于 UWB 雷达的脉冲信号。

由于高斯差分信号在时域上无限延伸, 因此在实际分析中必须对其进行截断。将包含 99.9% 脉冲能量的区间定义为脉冲宽度 τ , 并且满足式 (2)。

$$\frac{\int_{-\tau/2}^{\tau/2} p_n^2(t) dt}{\int_{-\infty}^{\infty} p_n^2(t) dt} \geq 99.9\% \quad (2)$$

因此, 高斯 0~5 阶微分的脉冲宽度应大于 5σ 、 6σ 、 7σ 、 7σ 和 8σ 。后续分析采用采集到的脉冲宽度 τ 约为 5 ns 的四阶高斯脉冲, 其可表示为

$$p^{(4)}(t) = \frac{A(t-6t^2\sigma^2+3\sigma^4)}{\sqrt{2\pi}\sigma^9} e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

式中: A 代表信号幅度。该条件下四阶高斯脉冲的频谱中心为 0.6 GHz。

1.2 SAR 成像与 BP 算法

SAR 成像是对其某一区域的散射特性进行成像。该区域内不同位置上的物体具有不同的散射特性, 而 SAR 接收到的是探测区域内所有物体的后向散射信号的叠加, 因此, 整个探测区域的回波信号模型非常复杂。直接构造整个探测区域的散射信号模型不仅极其困难, 而且往往没有必要。为了解决这一问题, 本文采用两种离散化方法来简化信号模型: 探测区域的离散化和平台飞行的离散化。

探测区域的离散化: 本文将探测区域视为由多个散射点组成的集合。通过这种方式, 可以将整个区域的回波信号模型简化为这些散射点的回波信号模型。这意味着只需要构建单个散射点的回波信号模型就可以表示整个探测区域的回波信号模型。这种离散化的准则是保证在每个离散间隔内的物体散射特性基本保持不变。

平台飞行的离散化: 本文将平台的飞行过程视

为一系列“走停”模式。具体而言,在一个脉冲时间内(即脉冲重复周期),平台被视为处于“停”的状态,此时平台发射一个脉冲信号并接收该脉冲照射目标后的回波信号。在下一个脉冲时间内,平台移动至下一个位置(即根据其匀速运动应当到达的位置),并在这个新位置重复上一脉冲时间内的操作。这种离散化的准则是基于电磁波的传播速度远大于平台的速度,这意味着在一次发射和接收的过程中,雷达的位置可以近似认为是不变的。

图 1 展示了 SAR 的照射场景(忽略高度维影响)。针对图 1 中的红色目标点 (x_0, y_0) ,SAR 波束正视照射。从点 A(0,0)开始,SAR 波束开始照射目标,并在点 P 处与目标距离最近,直到点 B 处结束对目标的照射。平台从点 A 到点 B 的过程中都能接收到红色目标点的回波信号。假设平台在 t 时刻飞行到达 C 点处(坐标为 $(0, Vt)$),此时雷达发射脉冲信号 $s(\tau)$,所接收的回波信号可表示为

$$r(\tau, t) = \sigma(x_0, y_0) s\left(\tau - \frac{2R(t)}{c}\right) \omega_a\left(\frac{t-t_p}{T_{syn}}\right) \quad (4)$$

式中: $\sigma(x_0, y_0)$ 代表了散射点 (x_0, y_0) 处的反射面积; τ 为快时间变量;SAR 平台到红色目标点的距离 $R(t) = \sqrt{x_0^2 + (y_0 - Vt)^2}$;c 为光速; T_{syn} 代表合成孔径时长; $\omega_a(\cdot)$ 理想情况可以认为是矩形窗,实际上是由实孔径天线的方向图构成,考虑信号往返, $\omega_a(\cdot)$ 函数为天线方向图的平方。

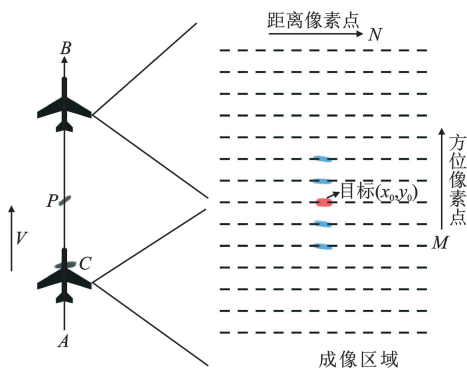


图 1 条带 SAR BP 示意

从图 1 中不难发现,与红点目标相比,距离向等距的蓝点目标多普勒历程一致,只是对应的方位向时延不一样,反映在表达式上,即距离目标最短的时刻 t_p 不同。对接收的回波信号进一步化简可得

$$r(\tau, t) = \left\{ s(\tau) w_a\left(\frac{t}{T_{syn}}\right) \right\} \otimes h(\tau, t) \quad (5)$$

$$h(\tau, t) = \sigma(x_0, y_0) \delta\left(\tau - \frac{2R(t)}{c}, t - t_p\right) \quad (6)$$

将 SAR(信号发射到接收的过程) 看成是一个系统,则 $h(\tau, t)$ 为对应的系统函数,该系统函数包含了目标位置处的散射面积。由此,SAR 成像问题等效为根据发射信号从回波信号中反卷积出系统函数 $h(\tau, t)$ 。所以,SAR 成像最终所成的像是物体雷达散射面积的像。

从系统函数 $h(\tau, t)$ 中可以看出,重建函数 $\delta\left(\tau - \frac{2R(t)}{c}, t - t_p\right)$ 的快时间维存在慢时间维的耦合项,为此 SAR 成像算法一个关键的步骤是去除这个耦合项,称为距离徙动校正。通过距离徙动校正。将 SAR 系统函数校正成 $\delta\left(\tau - \frac{2R_0}{c}, t - t_p\right)$,此时快时间维 τ 与慢时间维 t 相互独立,可以分别对快时间维和慢时间信号做脉冲压缩处理,得到 SAR 图像。

本文以如式(7)所示的线性调频 chirp 信号为例,充当发射信号。

$$s(\tau) = \text{rect}\left(\frac{\tau}{T_p}\right) e^{j\pi K \tau^2} e^{j2\pi f_0 \tau} \quad (7)$$

式中: K 为发射信号的调频率; T_p 为信号时宽; f_0 为发射载波频率; $\text{rect}\left(\frac{\tau}{T_p}\right)$ 为矩形窗函数($\tau \leq \left|\frac{T_p}{2}\right|$ 时为 1, $\tau \geq \left|\frac{T_p}{2}\right|$ 为 0)。

将式(7)代入式(4)中并进行下变频的回波信号为

$$r_1(\tau, t) = \sigma \omega_a\left(\frac{t-t_p}{T_{syn}}\right) \text{rect}\left(\frac{\tau - \frac{2R(t)}{c}}{T_p}\right) \cdot e^{j\pi K \left(\tau - \frac{2R(t)}{c}\right)^2} e^{-j4\pi f_0 \frac{R(t)}{c}} \quad (8)$$

式(8)即为 SAR 成像处理用到的信号模型距离时域-方位时域表达式。从表达式可以看出,慢时间维的多普勒信号主要由载波信号产生。

在得到回波数据后,紧接着用 BP 算法实现 SAR 成像。图 2 为 BP 算法的实施步骤流程。

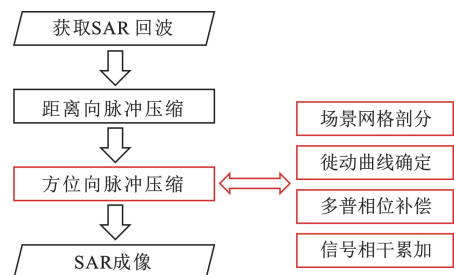


图 2 BP 算法实施步骤

为了不失一般性, 本文选择探测区域内任意一个散射目标 (x, y) 的回波信号, 表达式如下:

$$r_1(\tau, t | x, y) = \sigma \omega_a \left(\frac{t-t_p}{T_{\text{syn}}} \right) \text{rect} \left(\frac{\tau - \frac{2R(t|x, y)}{c}}{T_p} \right) g \cdot e^{j\pi K \left(\tau - \frac{2R(t|x, y)}{c} \right)^2} e^{-j4\pi f_0 \frac{R(t|x, y)}{c}} \quad (9)$$

$$\begin{cases} \tau = nT_r, & n=0, 1, \dots, N-1 \\ t = mT_a, & m=0, 1, \dots, M-1 \end{cases} \quad (10)$$

式中: T_r 为快时间采样间隔; T_a 为脉冲重复周期。

利用发射的脉冲信号设计距离向匹配滤波器, 并用该滤波器对接收的每个脉冲信号匹配滤波, 实现距离维的脉冲压缩。为了提高计算效率, 通常在频域上处理。得到距离脉压后的信号为

$$r_1(\tau, t | x, y) = \sigma N \omega_a \left(\frac{t-t_p}{T_{\text{syn}}} \right) \cdot \text{sinc} \left(KT_p \left(\tau - \frac{2R(t|x, y)}{c} \right) \right) \cdot e^{-j4\pi f_0 \frac{R(t|x, y)}{c}} \quad (11)$$

接下来要进行方位脉冲压缩。首先要确定徙动曲线。由图 1 可知, 本文将探测区域剖分为 $N \times M$ 个网格点, 对于任意网格点 (x, y) , 回波信号为

$$r_2(\tau', t | x, y) = \sigma N \omega_a \left(\frac{t-t_p}{T_{\text{syn}}} \right) \cdot \text{sinc} \left(KT_p \left(\tau' - \frac{2R(t|x, y)}{c} \right) \right) \cdot e^{-j4\pi f_0 \frac{R(t|x, y)}{c}} \quad (12)$$

其对应的距离徙动曲线为

$$\tau' = \frac{2R(t|x, y)}{c} \quad (13)$$

在 (x, y) 已知情况下, 该距离曲线是确定的, 按照该距离徙动曲线在回波数据 $r(\tau, t)$ 中找对应的徙动曲线位置, 由于 τ 是离散采样点, τ' 是连续的徙动曲线, 这样会导致在不同慢时间 t 下, 找不到 τ' 对应的离散快时间点 τ 。为减少这方面的误差, 一般通过距离维的插值处理找到网格点 (x, y) 对应距离徙动曲线上的回波信号:

$$r_2 = (t | x, y) = \sigma N \omega_a \left(\frac{t-t_p}{T_{\text{syn}}} \right) e^{-j4\pi f_0 \frac{R(t|x, y)}{c}} \quad (14)$$

事实上, 沿 (x, y) 对应距离徙动曲线上的回波信号除了 (x, y) 目标点的信号能量贡献, 还包含其他目标回波在该曲线上的能量分布:

$$\sum_{x \neq x_0} r_2(t | x, y) \quad (15)$$

但其他目标的多普勒相位随慢时间的变化曲线与 (x, y) 的不一致, 所以这部分影响会在后续相位

补偿相干累加中能够得到抑制。

平台的运动一方面使得距离维发生距离徙动现象, 即不同方位(慢时间)同样的网格剖分点的距离不同。另一方面平台的运动使得不同方位时间上同一个目标的脉冲回波叠加了一个瞬时距离变换引起的多普勒信号, 由于每个脉冲时间内时间很短, 一般不考虑快时间内的多普勒效应, 慢时间的的时间间隔较大, 多普勒效应不能忽略, 此时慢时间(方位)上多普勒效应就在距离曲线上得到体现。为了实现方位维的脉冲压缩, 需要沿着距离先动曲线补偿对应的多普勒相位实现方位维的脉冲压缩。补偿的多普勒相位由精确的斜距信息得到: $e^{j4\pi f_0 \frac{R(t|x, y)}{c}}$, 沿距离徙动曲线补偿相位后的回波信号为

$$r_3(t | x, y) = \sigma N \omega_a \left(\frac{t-t_p}{T_{\text{syn}}} \right) \quad (16)$$

在补偿距离徙动曲线位置处的多普勒相位后, 多普勒曲线上信号相位相干, 然后将其累加即可得到

$$I(x, y) = \sigma N M \quad (17)$$

通过式(17)可以看出, 得到的累加结果包含了 (x, y) 的散射面积 σ , 通过方位脉冲压缩操作即可得到回波信号中其他散射点的散射面积, 在成像网格中进行时域相干叠加, 形成最终的 SAR 图像。

2 基本理论

2.1 奇异值分解算法原理

在奇异值理论中, 任何 $m \times n$ 阶的矩阵 \mathbf{A} (其中 $m > n$) 的奇异值分解表示为

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T \quad (18)$$

式中: \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 分别是 $m \times m$ 阶和 $n \times n$ 阶的正交矩阵; $\mathbf{S} = \text{diag}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ 对角矩阵, 其对角元素是矩阵 \mathbf{A} 的奇异值, 以降序形式进行排列。

因为 \mathbf{S} 为对角矩阵, 所以 SVD 可以将一个秩为 k 的 $m \times n$ 阶矩阵 \mathbf{A} 表示为 K 个秩为 1 的 $m \times n$ 阶子矩阵的和。每一个子矩阵由来自 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 的 2 个特征向量和对应权值相乘得到, 如下式所示:

$$\mathbf{A} = \mathbf{U} \mathbf{S} \mathbf{V}^T = \sum_{i=1}^k \alpha_i \mathbf{u}_i \mathbf{v}_i^T = \sum_{i=1}^k \alpha_i \mathbf{A}_i \quad (19)$$

式中: k 为 \mathbf{A} 的秩; $\mathbf{u}_i, \mathbf{v}_i$ 分别为 \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 的第 i 列奇异值向量; α_i 是 \mathbf{A} 的第 i 个奇异值。

在许多自然信号中, 如图像、声音或地震数据, 有效信号往往占据大部分的能量, 而噪声的能量相对较低。因此, 较大的奇异值捕获了这些主要的信号能量, 而小的奇异值则更多反映了信号中微弱的、随机分布的噪声成分。实际应用时, 一般保留矩阵

A 奇异值分解后较大的奇异值项其余置零,来得到 A 的估计值,从而实现信号的降噪。

为了验证 SVD 算法降噪的有效性,本文选择利用 MATLAB 2016 版软件对 SVD 算法降噪进行了仿真验证。仿真采用加性高斯白噪声(标准差为 1)叠加在不同频率的余弦与正弦信号上,采样点数 500,时间范围 $0 \sim 30\pi$,满足奈奎斯特采样定理。滑动窗口大小设为 50,用于平滑信噪比计算。为确保结果

稳定,仿真运行 10 次取平均值,结果如图 3 所示。图 3(a)为利用 MATLAB 生成的模拟信号,图 3(b)为模拟信号叠加了高斯噪声后的混合信号,图 3(c)是利用 SVD 算法对图 3(b)中信号进行降噪后得到的结果,图 3(d)展示了图 3(b)和图 3(c)中信号的信噪比变化曲线的对比。由图 3(d)可知,SVD 算法具有明显的降噪效果,处理后信号的信噪比明显高于处理前信号。

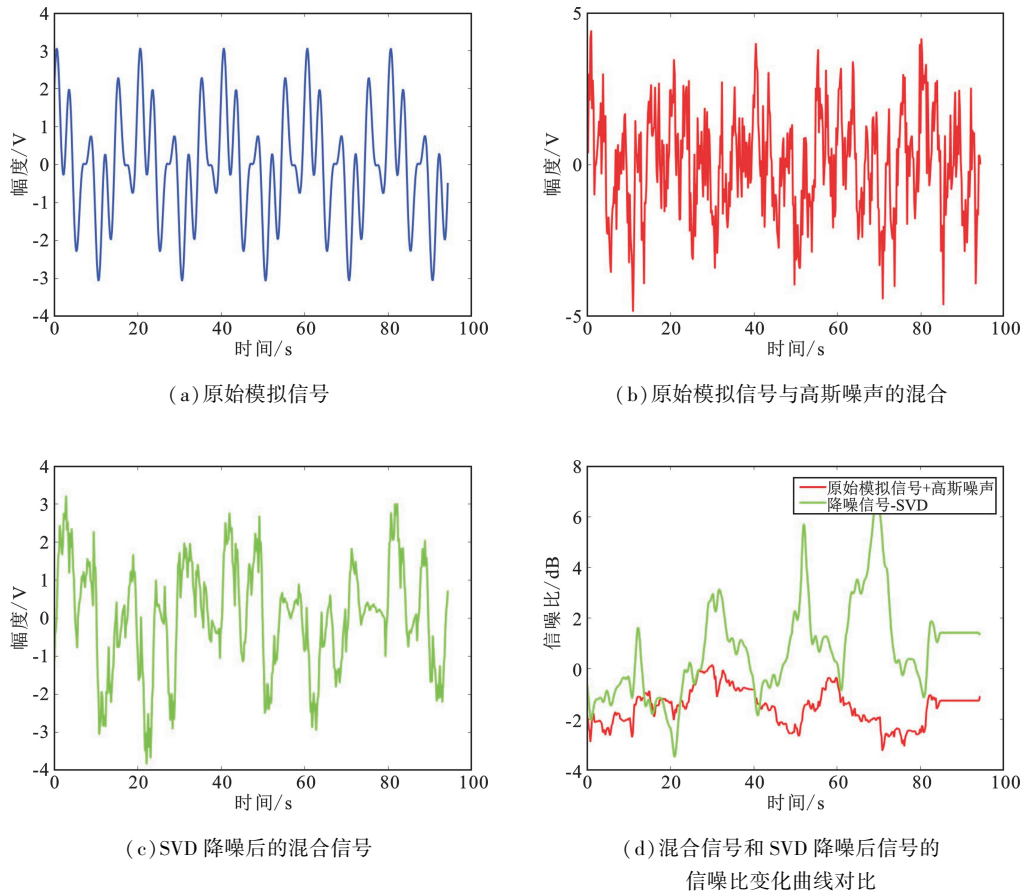


图 3 SVD 算法仿真

2.2 最小熵反褶积算法原理

MED 是一种自适应系统降噪方法,基本原理是解反褶积结果突出少数大的尖脉冲,这是 MED 算法必要的前提条件,利用最大峭度值作为迭代的终止条件,有效地提高原信号的信噪比。

MED 假设系统的输入 $x(n)$ 是一个稀疏的尖脉冲序列,因为其特征简单可以认为具有一定的确定性输入,熵值较小。经过脉冲响应函数为 $h(n)$ 的线性系统时,其输出 $y(n)$ 为

$$y(n) = x(n) * h(n) = \sum_{l=-\infty}^{\infty} h(l)x(n-l) \quad (20)$$

由于环境噪声及传输路径的作用, $x(n)$ 衰减为 $y(n)$ 后就失去了原信号的特性,从而导致熵值变

大。解反褶积就是找到一个逆滤波器 $f(n)$,从输出 $y(n)$ 中恢复 $x(n)$ 所具有的特性,即

$$x(n) = f(n) * y(n) = \sum_{l=1}^L f(n-l)y(n-l) \quad (21)$$

式中: L 为逆滤波器 $f(n)$ 的长度。

最小反褶积的目的是寻找最优的逆滤波器:

$$o_2^4(f(n)) = \frac{\sum_{i=1}^N x^4(i)}{[\sum_{i=1}^N x^2(i)]^2} \quad (22)$$

最优逆滤波器 $f(n)$ 使范数 $o_2^4(\cdot)$ 最大,即

$$\frac{\partial o_2^4(f(n))}{\partial f(n)} = 0 \quad (23)$$

最小熵递归迭代算法的具体步骤如下:

- 1) 初始化 $f^{(0)}$ 中元素全为 1。
- 2) 迭代计算 $x(n) = f(n)^{(i-1)} * y(n)$ 。
- 3) 计算 $b^{(i)}(l) = a \sum_{n=1}^N x^3(n) y(n-l)$, 其

$$\text{中 } a = \frac{\sum_{n=1}^N x^2(n)}{\sum_{n=1}^N x^4(n)}。$$

4) 计算 $f^{(i)} = \mathbf{R}^{-1} b^{(i)}$; \mathbf{R} 为序列 $y(n)$ 的 $L \times L$ 自相关矩阵。

5) 如果 $\|f^{(i)} - f^{(i-1)}\|_2^2$ 小于给定阈值, 本文阈值选 0.001, 则停止迭代; 否则令 i 加 1, 回到步骤 2)。

MED 算法通过最小化信号熵来实现降噪。信号熵表示信号的不确定性, 噪声会增加信号的熵值。MED 算法根据输入信号的统计特性实时调整滤波器系数 ω , 以最小化信号熵, 从而去除噪声。

2.3 零相位数字滤波原理

从信号处理角度看, 反卷积类似于一种有限脉冲响应带通滤波器 (Finite Impulse Response, FIR) 滤波操作。但由于其滤波参数是通过迭代算法获得的, 这通常会破坏线性相位特性, 需要对信号的相位进行校正。因此, 本研究使用零相位数字滤波技术来改进反卷积过程, 从而有效校正相位延迟。该改进背后的数学原理基于以下公式:

$$x_1(n) = \omega(n) * y(n) \Rightarrow x_2(n) = x_1(M-n) \Rightarrow x_3(n) = \omega(n) * x_2(n) \Rightarrow x(n) = x_3(M-n) \quad (24)$$

假定输入信号 $x_1(n)$ 已经过 MED 算法预处理, 并且对原始信号实施了前端滤波操作。接下来, 借助逆滤波技术获取输出信号, 通过结果的反转变换最终得到无相位失真的输出信号。该零相位滤波策略的理论正确性可基于傅里叶变换的时间偏移特性予以证明。

3 基于 SVD 和 MED 的 BP 改进方法以及实验结果分析

在利用 UWB SAR 雷达系统采集目标回波信号并利用 BP 算法对目标进行成像时, 会因为噪声干扰导致合成孔径雷达图像中的目标不清晰, 影响目标成像质量。主要原因有以下 3 点: ①噪声增加了回波信号中的随机成分, 降低了信噪比。在低信噪比环境下, 真实目标的回波信号可能会被噪声淹没, 导致目标特征变得模糊不清。②噪声会扩散目标回波的主瓣宽度, 导致分辨率下降。在高噪声环境中, 相邻目标的回波可能无法被清晰地区分开, 造成目标融合或分辨率损失。③BP 算法依赖于高信噪比

才能有效工作。噪声的存在可能使算法的收敛速度变慢, 甚至无法收敛, 从而影响成像效率和准确性。

3.1 基于奇异值分解和最小熵反褶积的 BP 改进方法

针对上述问题, 本文提出了先利用 SVD 对回波信号进行初步降噪, 再利用 MED 进行二次降噪处理的方法。

将采集到的回波数据导入回波矩阵 \mathbf{A} 中, 利用 SVD 对 \mathbf{A} 进行分解, 分别得到左奇异向量矩阵 \mathbf{U} 、奇异值对角矩阵 \mathbf{S} 以及右奇异向量矩阵 \mathbf{V} 。经过多次对比, 本文选择只保留矩阵 \mathbf{S} 中前 5 个最大的元素其余全部置零, 得到新奇异值矩阵 \mathbf{S}_1 。接着代入重构矩阵 $\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{S}_1\mathbf{V}^T$ 中得到重构后的回波矩阵 \mathbf{A}_1 。由 2.1 节内容以及矩阵降秩逼近原理可知, 此时 \mathbf{A}_1 不仅保留了回波信号的主要信息 (目标回波信息), 还实现了降噪。

紧接着, 利用 MED 对 SVD 处理后的数据进行处理 (对矩阵 \mathbf{A}_1 中每一列数据 $y(n)$ 都进行一次 MED 处理)。设置逆滤波器 $f(n)$ 长度为 5, 迭代终止条件阈值为 0.001, 最大迭代次数为 5 (当迭代达到 5 次后, 无论误差是否小于阈值都停止迭代。此举是为了减低算法的时间复杂度)。计算 $y(n)$ 的自相关矩阵 \mathbf{R} , 初始化逆滤波器中元素全为 1, 接着代入公式 $x(n) = f(n)^{(i-1)} * y(n)$ 中迭代计算 $x(n)$, 再将 $x(n)$ 代入公式 $b^{(i)}(l) = a \sum_{n=1}^N x^3(n) y(n-l)$ 中得到 $b^{(i)}(l)$, 将 $b^{(i)}(l)$ 和 \mathbf{R} 代入公式 $f^{(i)} = \mathbf{R}^{-1} b^{(i)}$ 中更新逆滤波器的值。最后将更新前和后的两个逆滤波器值代入公式 $\|f^{(i)} - f^{(i-1)}\|_2^2$ 中计算结果并与设定的阈值 0.001 进行比较: 若小于阈值则结束循环处理矩阵 \mathbf{A}_1 中下一列数据; 若大于阈值则利用更新后的逆滤波器 $f^{(i)}$ 再进行一次迭代直到满足 $\|f^{(i)} - f^{(i-1)}\|_2^2$ 小于给定阈值或迭代次数达到 5 次后停止迭代。处理完的数据, 熵值较处理前变小了, 从而实现了信号的降噪。

最后利用 ZPF 消除 MED 引入的相位失真。本文选择采用 FIR 滤波器, 并配合零相位滤波函数实现零相位滤波。采样频率设置为 1 MHz, 下限和上限频率分别设置为 20 kHz 和 70 kHz, 滤波器阶数设置为 10 (设置阶数为 10 能有效地平衡滤波器性能和计算效率之间的矛盾)。

将处理过的数据, 利用 BP 算法进行成像即可得到降噪后信号的 SAR 图像。

总结上述处理过程, BP 成像之前的方法流程图如图 4 所示。

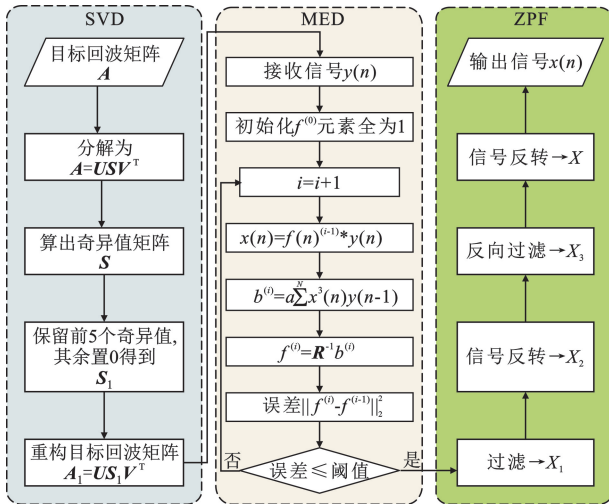


图4 所提出方法的流程

算法的整体复杂度如式(25)所示:

$$O(mn^2) + O(\text{cols} \times (LN + L^2(N-L) + L^3 + T \times L(N-L) + NL)) \quad (25)$$

式中: m 为输入数据矩阵的行数; n 和 cols 输入数据矩阵的列数; L 为 MED 处理中使用的滤波器长度; N 为 MED 处理中单列信号的长度; T 为 MED 处理的最大迭代次数。

3.2 实测实验

为了验证 SVD 和 MED 算法对噪声的抑制能力,利用 UWB SAR 雷达系统测量一大一小两个角反射器的回波数据来进行验证。雷达性能参数以及两个角反射器的参数如表 1 所示。

表 1 雷达及角反射器参数

参数	数值
雷达信号载频/GHz	4.3
雷达信号带宽/GHz	2
雷达信号波长/cm	7
波束宽度/(°)	46
脉冲宽度/ns	5
采样频率/GHz	4
距离分辨率/cm	7.5
脉冲重复率/Hz	80
雷达截面积(大)/m ²	15
雷达截面积(小)/m ²	11.4

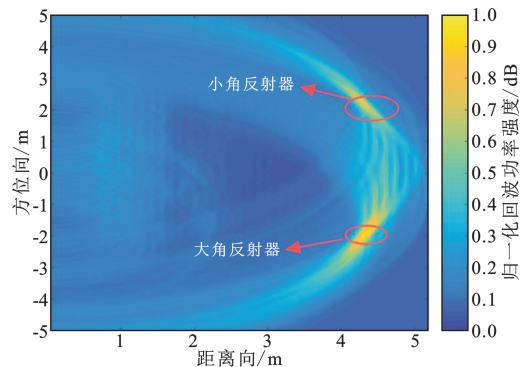
实测实验场景设计如图 5 所示。UWB SAR 雷达系统构成要素包括 UWB 雷达和一对发射、接收天线。实验中使用一大一小两个角反射器作为实验目标,两个角反射器均保持静止不动。实验在室外空旷场景下进行,图 5 中雷达平台所处位置即为原点(0,0)m,小角反放置在(4.1,2)m 处,大角反在

(4.1,-2)m 处。雷达平台从(0,2)m 处沿着方位方向移动,到(0,-2)m 处停止。移动期间不断地采集两个角反射器的回波数据。

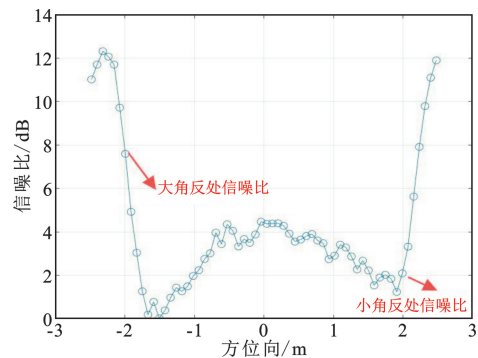


图5 实测实验场景设计

两个目标的回波、成像结果以及信噪比变化曲线如图 6 所示。从图 6(a)可以得到,两个角反射器与场景中心的距离为 4.2 m,与实际距离 4.1 m 误差较小。图 6(b)中信噪比变化曲线描述的是距离向 4.2 m 处,信噪比随方位变化的曲线。由图 6(b)可以看出大角反(4.1,-2)m 处的信噪比为 7.6 dB,小角反(4.1,2)m 处的信噪比为 2.3 dB。



(a)原始输入信号的后向投影成像



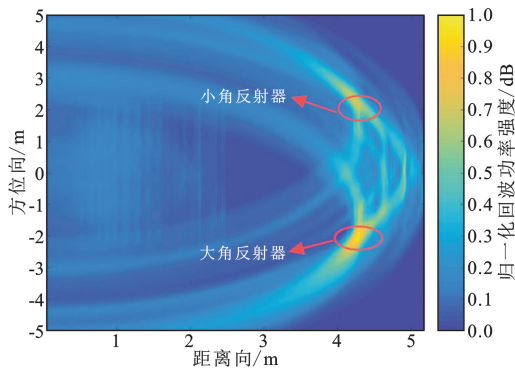
(b)原始输入信号的信噪比变化曲线

图6 成像结果和信噪比变化曲线

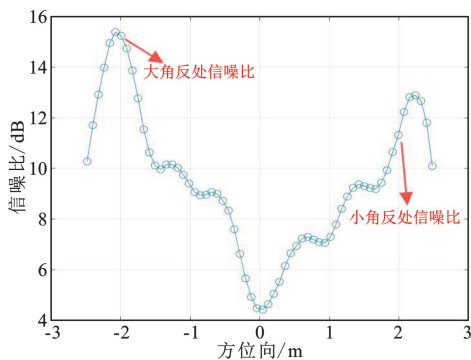
在本实验中,通过实测回波数据得到的结果显示了所用的超宽带合成孔径 UWB SAR 雷达系统可以进行高精度的目标探测。通过分析图 6(a),使用 BP 算法处理后的 UWB SAR 雷达图像清晰展示了两个角反射器,这证明了实验方法的有效性。

3.3 后向投影算法成像分析

利用 BP 算法对经过 SVD、MED 以及 ZPF 处理后回波信号进行成像并绘制其信噪比变化曲线,结果如图 7 所示。通过对比图 6(b)和图 7(b)可以得知,经过本文所提出的算法处理后,大角反射器的信噪比从 7.6 dB 提升到了 15.5 dB,小角反射器的信噪比从 2.3 dB 提升到了 11.4 dB,两个角反射器的信噪比均有明显提升。因此两图对比结果也可以证实 SVD、MED 和 ZPF 可以用于 BP 算法之前对回波信号进行噪声抑制,从而提高 SAR 成像中目标处的信噪比。



(a) 经 SVD MED 处理后信号的后向投影成像

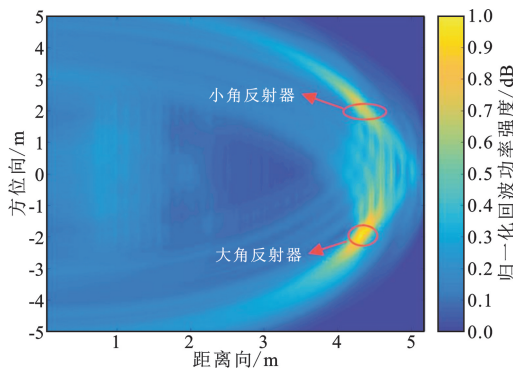


(b) 经 SVD MED 处理后信号的信噪比变化曲线

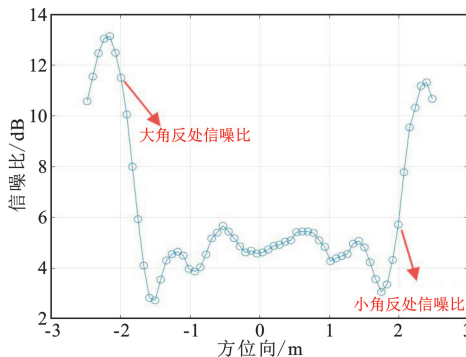
图 7 处理后信号的成像图以及信噪比变化曲线

紧接着将本文提出的算法与常用的降噪算法之一 SVD 算法(仅用 SVD 对原始回波信号进行处理)进行对比。同样只保留前 5 个奇异值其余全部置零,与本文算法保持一致。仅用 SVD 处理信号的成像结果图以及对应的信噪比变化曲线如图 8 所示。

在图 8(b)中,大角反射器的信噪比为 11.5 dB,小角反射器为 5.8 dB。(,紧接着,通过对比图 7(b)和图 8(b)可知,本文提出的算法在提高信噪比方面比仅用 SVD 处理有明显提升。大角反射器的信噪比提高了 4dB,小角反射器的信噪比提升了 5.6 dB。验证了本文中所提出算法的有效性。



(a) 仅用 SVD 处理后信号的后向投影成像



(b) 仅用 SVD 处理后信号的信噪比变化曲线

图 8 仅用 SVD 处理信号的成像图以及信噪比变化曲线

4 结束语

针对 UWB SAR 雷达系统中存在的噪声问题,本文提出了一种基于 SVD 和 MED 的 SAR 成像方法。通过对 SAR 回波信号应用 SVD,初步分离出噪声和目标信号,强化信号中的目标特征;继而利用 MED 算法对处理后的信号进行进一步优化,显著提高了信号的信噪比,从而更精确地恢复目标信息。

此外,本文还引入了零相位滤波技术,通过双向滤波过程有效校正了相位误差,使得成像结果更为准确,图像质量得到进一步提升。最后,采用 BP 算法对优化后的回波信号进行处理,生成高分辨率的 SAR 图像。

实验结果显示,本方法不仅在降低噪声方面表现出色,还提升了目标的可识别度和成像的细节表现。相比传统的方法,如直接 BP 算法处理,本方法

在处理复杂环境下的 SAR 成像时,能够有效抑制噪声,提高成像质量,具有明显的优势。通过广泛的实验验证,本文提出的技术在复杂噪声环境下表现出显著的噪声抑制能力,并具有良好的稳定性和广泛的适用性,对于未来复杂环境下的 SAR 成像技术发展具有重要的参考价值。

由于本文中所述的算法只考虑了对噪声的抑制,未考虑杂波对算法的影响。但杂波通常具有复杂的非线性特性,可能干扰目标识别,因此在未来工作中需要进一步考虑杂波抑制机制。

参考文献:

- [1] 洪文,王彦平,林赞,等. 新体制 SAR 三维成像技术研究进展[J]. 雷达学报,2018,7(6):633-654.
- [2] 邓云凯,禹卫东,张衡,等. 未来星载 SAR 技术发展趋势[J]. 雷达学报,2020,9(1):1-33.
- [3] 吴志鹏,张平,李震,等. 基于轻小型无人机雷达的植被高度反演方法[J]. 系统工程与电子技术,2022,44(12):3667-3675.
- [4] 鄂明曦. HISEA-1 SAR 数据在河流洪涝灾害监测中的应用[J]. 测绘技术装备,2023,25(4):111-115.
- [5] 方棉佳,田波,冯存前,等. 超宽带新体制雷达的军事应用潜力及局限[J]. 电子对抗技术,2002,17(6):8-11.
- [6] 李家强,胡张燕,姚昌华,等. 基于自适应加权非凸正则化和全变分的稀疏 SAR 成像[J]. 电讯技术,2023,63(10):1515-1523.
- [7] 王长城,张毅,张永伟,等. 基于波束优化赋形方法的斜视星载 SAR 模糊抑制研究[J]. 电讯技术,2024,64(4):567-576.
- [8] 寇为刚,谭等泰. 基于 SVD 的几种消噪方法对比分析[J]. 自动化与仪器仪表,2015(1):121-122.
- [9] 赵玲,孙仁云. 一种基于 SVD 分解的小波阈值降噪方法[J]. 西华大学学报(自然科学版),2009,28(1):11-13.
- [10] 徐利剑,胡松涛,邹晨阳. 基于奇异值分解及波数滤波的三维地质雷达噪声抑制技术研究[J]. 江西水利

科技,2023,49(5):334-338.

- [11] 赵凯凯,张柏林,刘璘,等. 基于频域奇异值分解的 LPI 雷达信号降噪[J]. 电讯技术,2015,55(12):1407-1412.
- [12] 程知,何枫,靖旭,等. 基于集合经验模态分解和奇异值分解的激光雷达信号去噪[J]. 光子学报,2017,46(12):141-151.
- [13] SONG C, LU Q, LIU C, et al. Random noise de-noising and direct wave eliminating in ground penetrating radar signal using SVD method[C]//2016 16th International Conference on Ground Penetrating Radar. Hong Kong, China: IEEE, 2016: 1-5.
- [14] 王志坚,韩振南,宁少慧,等. 基于 MED 和循环域解调的多故障特征提取[J]. 噪声与振动控制,2015,35(4):129-132.
- [15] 刘志川,唐力伟,曹立军. 基于 MED 及 FSK 的滚动轴承微弱故障特征提取[J]. 振动与冲击,2014,33(14):137-142.
- [16] 张先辉,袁志文,李新民,等. 基于 MED 和边际谱的自动倾斜器轴承故障诊断[J]. 测控技术,2020,39(12):116-120.
- [17] 朱静,邓艾东,邓敏强,等. 基于 MED 和自适应 VMD 的行星齿轮箱故障诊断方法[J]. 东南大学学报(自然科学版),2020,50(4):698-704.

作者简介:

牛岩 男,2001 年生于河南鹤壁,2023 年获学士学位,现为硕士研究生,主要研究方向为雷达成像技术。

聂伟 男,1987 年生于重庆,2015 年获博士学位,现为讲师,主要研究方向为微波毫米波电路、天线技术、雷达成像技术。

周牧 男,1984 年生于重庆,2012 年获博士学位,现为教授,主要研究方向为量子精密测量、雷达技术、无线定位与感知技术等。

杨小龙 男,1987 年生于四川内江,2016 年获博士学位,现为副教授,主要研究方向为无线感知与定位技术、光电信息融合智能感知技术、认知无线电技术、宽带多媒体集群技术等。