

一种单脉冲雷达多通道 L1 正则化波束锐化方法

唐琳^{*①} 焦淑红^① 齐欢^① 吴如焯^②

^①(哈尔滨工程大学信息与通信工程学院 哈尔滨 150001)

^②(北京宇航系统工程研究所 北京 100076)

摘要: 该文针对单脉冲雷达波束锐化问题, 提出一种多通道 L1 正则化波束锐化方法。首先根据最大后验概率准则推导了适合于单脉冲雷达波束锐化的多通道 L1 正则化模型, 然后提出一种扩展的迭代收缩阈值算法来解决多通道 L1 正则化问题。理论分析和仿真实验表明, 该方法在保证波束锐化性能的同时提高了抑制噪声的能力, 有效地解决了单脉冲雷达中各通道方向图不满足强互质条件带来的噪声泄漏问题。其性能要明显优于现有的单脉冲雷达波束锐化方法。

关键词: 单脉冲雷达; 前视成像; 波束锐化; 反解卷积; L1 正则化

中图分类号: TN958.4

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)09-2201-06

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01792

A New Mono-pulse Radar Beam Sharpening Method with Multichannel L1 Regularization

Tang Lin^① Jiao Shu-hong^① Qi Huan^① Wu Ru-xuan^②

^①(College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

^②(Beijing Institute of Astronautical Systems Engineering, Beijing 100076, China)

Abstract: This paper proposes a new mono-pulse radar beam sharpening method with multichannel L1 regularization. First, a multi-channel L1 regularization model is derived for mono-pulse radar beam sharpening based on the maximum a posteriori probability criterion. Then, an extended iterative shrinkage threshold algorithm is proposed to solve the multi-channel L1 regularization problem. Theoretical analysis and simulation results show that this new method can ensure beam sharpening performance and improve the ability to suppress noise, and it can efficiently solve the noise leaks problem caused by channel's pattern, which does not meet the strong prime conditions in mono-pulse radar. The performance of the proposed algorithm is significantly better than the existing mono-pulse beam sharpening methods.

Key words: Mono-pulse radar; Forward-looking imaging; Beam sharpening; Deconvolution; L1 regularization

1 引言

雷达前视成像模式在精确制导、自动着陆、战机构斗及海上搜救等应用中具有非常重要的作用, 然而受多普勒信息的限制, 单天线 SAR (Synthetic Aperture Radar) 和 DBS (Doppler Beam Sharpening) 等常见的增强雷达方位分辨率的方法在雷达前视方向上存在盲区^[1,2]。通常, 研究者们通过一类基于反卷积的雷达波束锐化方法来提高前视成像模式下的方位向分辨率, 这类方法认为, 在雷达方位向上单个通道扫描输出信号是天线方向图与目标分布信息卷积再叠加噪声的结果, 因此能够通过反解卷积准确还原目标分布, 然而雷达单个通道的天线在空间

频域上通常存在零点, 这使得单通道反解卷积问题成为病态问题。研究表明, 当存在满足强互质条件的多个观测通道时, 能够将上述问题转化为良态问题, 这使得具有多通道特性的单脉冲雷达在雷达波束锐化中具有非常重要的地位。

目前只有使用解卷积算子的多通道解卷积方法能够有效地解决单脉冲雷达波束锐化问题, 由于该方法的实现无需对现有雷达系统进行改造, 同时具有很好的波束锐化性能, 因此受到了国内外学者的关注, 取得了一些卓有成效的研究成果。Berenstein 等人^[3]研究了利用解卷积算子来实现多通道解卷积的方法, 给出了最小均方意义下的最优解卷积算子的表达式; Miller^[4]将其应用到单脉冲系统中, 研究了扫描速率误差以及旁瓣误差对结果的影响, 并提出了一种改进方法以避免复杂旁瓣信息的建模; 文

2013-11-14 收到, 2014-03-24 改回

国家自然科学基金(61201410)资助课题

*通信作者: 唐琳 tanglinheu@163.com

献[5,6]研究了方向图截断在使用解卷积算子的多通道解卷积单脉冲雷达波束锐化方法中的应用,前者减小了旁瓣对结果的影响,后者提高了锐化输出的信噪比。

实际中单脉冲雷达的多个通道一般不满足强互质条件,这将导致使用解卷积算子的多通道解卷积方法出现大量的高频噪声泄漏。目前存在两种方法来抑制这些泄漏的噪声,第1种是在锐化输出处级联1级滤波器,但暂时没有公开文献给出这种滤波器的表达式,同时现有文献中使用的时域窄脉冲滤波器在去除这种噪声时性能并不理想^[6];第2种是使用天线方向图截断,虽然该方法能在一定程度上抑制噪声,但是这种本质上通过空间域的限制来实现频谱扩展的方法在特定波束宽度的雷达扫描中很难实现。

针对上述问题本文提出了一种多通道L1正则化单脉冲雷达波束锐化方法,文中使用最大后验概率准则推导了适用于单脉冲雷达波束锐化的多通道L1正则化模型,并找到了一种解决此L1正则化问题的扩展多通道迭代收缩阈值(Multiple Channel Iterative Shrinkage Thresholding, MCIST)算法。理论分析表明,新方法在保证波束锐化性能的同时提高了抑制噪声的能力,很好地解决了单脉冲雷达中不满足强互质条件带来的噪声泄漏问题,其性能要明显优于现有的单脉冲雷达波束锐化方法。同时,多通道L1正则化方法还可以简化为级联特定滤波器的解卷积算子多通道解卷积方法,文中给出了这种滤波器的表达式。仿真实验验证了这些理论的正确性。

2 L1正则化方法

L1正则化方法是指使用L1范数作为正则化项的正则化优化方法,在数学上可以表示为

$$\mathbf{x}^* = \arg \min_{\mathbf{x}} \{f(\mathbf{x}) + \lambda \|\mathbf{x}\|_1\} \quad (1)$$

式中 $\|\cdot\|_1$ 为L1范数, $\lambda > 0$ 为正则化系数, $f(\mathbf{x})$ 为表征待求解问题的差异泛函, \mathbf{x}^* 为得到的解。由于实际中求解线性逆问题的需要,大量文献研究了满足式(2)差异泛函的L1正则化问题:

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_2^2 \quad (2)$$

式中 $\|\cdot\|_2$ 表示L2范数。为了叙述方便,本文中此类问题称作一般L1正则化问题,它在压缩感知、信号稀疏表示、信号去噪、图像恢复与重建、机器学习以及一些统计应用中得到了非常广泛的应用,表现出了很好的频谱扩展能力和噪声抑制能力^[7-11]。单脉冲雷达的多个通道通常不满足强互质条件,使得

其波束锐化结果中包含大量的高频噪声,现有的方法不能将其有效去除,因此希望利用L1正则化的去噪能力来实现这类噪声的抑制,同时利用其频谱扩展能力来保证波束锐化性能。虽然L1正则化被大量地应用于线性逆问题中,但是单脉冲雷达的多通道特性决定了其波束锐化问题无法使用一般的L1正则化方法来求解,必须另外寻求一种解决多通道逆问题的L1正则化方法,不过就作者所知,这类L1正则化方法一直以来都鲜有研究。

3 多通道L1正则化波束锐化方法

本文首先依据最大后验概率准则推导出了满足单脉冲雷达波束锐化的多通道L1正则化模型,然后试图通过使用一种扩展的多通道迭代收缩阈值算法来解决多通道L1正则化问题,最终实现单脉冲雷达的波束锐化。对于 K 个通道的单脉冲雷达,其扫描输出的矩阵-向量形式可以表示为

$$\mathbf{y}_i = \mathbf{H}_i \mathbf{x} + \mathbf{n}_i, \quad i = 1, 2, \dots, K \quad (3)$$

其中 \mathbf{y}_i 为第 i 个通道输出的 N 维信号向量, \mathbf{H}_i 为第 i 个通道天线方向图决定的 $N \times M$ 维卷积循环矩阵, \mathbf{n}_i 为第 i 个通道上服从 $N(0, \delta_i^2)$ 分布的独立同分布噪声组成的 N 维噪声向量。

3.1 单脉冲雷达多通道L1正则化模型

最大后验估计在雷达波束锐化中具有重要的作用,文献[12]中假设目标服从泊松分布,通过最大后验估计获得了一种单通道雷达的波束锐化方法。文献[13]也对使用最大后验估计来实现雷达波束锐化的问题进行了研究,所不同的是其使用香农熵作为目标的先验信息。本文将通过最大后验估计来推导单脉冲雷达波束锐化中的多通道L1正则化模型,实际上单脉冲雷达波束锐化问题就是在已知 K 个通道的方向图函数 \mathbf{H}_i 以及通道响应 \mathbf{y}_i 的情况下求解目标分布 \mathbf{x} 的最大后验估计问题,即

$$\mathbf{x}^* = \arg \max_{\mathbf{x}} \{p(\mathbf{x} | \mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_K)\} \quad (4)$$

式中 $p(\mathbf{x} | \mathbf{y})$ 表示在已知 \mathbf{y} 的情况下 \mathbf{x} 的后验概率,由贝叶斯公式易知式(4)具有式(5)的等效形式:

$$\mathbf{x}^* = \arg \min_{\mathbf{x}} \{-\ln(p(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_K | \mathbf{x})p(\mathbf{x}))\} \quad (5)$$

其中 $p(\mathbf{y} | \mathbf{x})$ 表示在已知 \mathbf{x} 的情况下 \mathbf{y} 的先验概率, $p(\mathbf{x})$ 为目标先验分布,考虑到目标 \mathbf{x} 在很多变换域内都具有稀疏性,如小波变换,DCT变换等,当令 $\mathbf{a} = \Psi \mathbf{x}$ 时,可以认为目标服从如式(6)的先验分布:

$$p(\mathbf{x}) = e^{-\lambda \|\Psi \mathbf{x}\|_1} \quad (6)$$

其中 $\|\cdot\|_1$ 表示L1范数, $\lambda > 0$ 为与稀疏性有关的系数。值得注意的是,当 Ψ 为正交变换时,其反变换为 $\mathbf{x} = \Psi^T \mathbf{a}$,本文只考虑 Ψ 为正交变换的情况。

由于噪声为服从 $N(0, \delta_i^2)$ 分布的独立同分布 N 维向量, 由式(5)和式(6)可知 \mathbf{x} 的最大后验估计为

$$\mathbf{x}^* = \arg \min_{\mathbf{x}} \left\{ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K \frac{\|\mathbf{y}_i - \mathbf{H}_i \mathbf{x}\|_2^2}{\delta_i^2} + \lambda \|\Psi \mathbf{x}\|_1 \right\} \quad (7)$$

则解决单脉冲雷达波束锐化的多通道 L1 正则化问题可以描述为

$$\mathbf{x}^* = \Psi^T \left\{ \arg \min_{\mathbf{a}} \{f(\mathbf{a}) + \lambda \|\mathbf{a}\|_1\} \right\} \quad (8)$$

$$f(\mathbf{a}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K \frac{\|\mathbf{y}_i - \mathbf{H}_i \Psi^T \mathbf{a}\|_2^2}{\delta_i^2} \quad (9)$$

式(8)可以通过式(1)中给出的 L1 正则化方法获得最优解, 使用式(9)作为差异泛函的 L1 正则化问题被称作多通道 L1 正则化问题。当 $K=1$ 时, 式(9)与式(2)具有等效性, 此时多通道 L1 正则化问题转化为一般 L1 正则化问题。单脉冲雷达波束锐化的过程就是求解多通道 L1 正则化问题的过程。

3.2 单脉冲雷达多通道 L1 正则化问题的求解

近年来得益于压缩感知技术的进步, L1 正则化方法得到了很好的发展, 学者们提出了大量解决 L1 正则化问题的优秀算法, 如梯度投影算法^[14]、迭代收缩阈值算法^[15, 16]、最近梯度算法^[17]、交互迭代方向算法^[18]等, 但是这些算法都是为了解决一般 L1 正则化问题而开发的, 并不能够直接用于多通道 L1 正则化问题。本文将对迭代收缩阈值算法进行扩展以期解决多通道 L1 正则化问题。

当差异泛函 $f(\mathbf{x})$ 可微时, 可以产生一系列 $\{\mathbf{x}_k\}$ 来逼近求解式(1)中的 L1 正则化问题^[15], 此时,

$$\mathbf{x}_k = T_{\lambda t_k}(\mathbf{x}_{k-1} - t_k \nabla f(\mathbf{x}_{k-1})) \quad (10)$$

式中 $\nabla f(\mathbf{x})$ 为 $f(\mathbf{x})$ 的微分, λ 为正则化系数, t_k 为迭代步长, $T_{\lambda t_k}(\mathbf{x})$ 为满足式(11)的收缩算子:

$$T_{\alpha}(\mathbf{x})_i = \text{sgn}(x_i) (|x_i| - \alpha)_+ \quad (11)$$

其中 $\text{sgn}(\cdot)$ 为符号函数, $(\cdot)_+$ 为正约束, 对于一般的 L1 正则化问题, 当差异泛函为式(2)时,

$$\nabla f(\mathbf{x}_{k-1}) = -\Phi^T(\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}_{k-1}) \quad (12)$$

则式(10)的方法转化为 IST (Iterative Shrinkage Thresholding) 算法^[15, 16]。由于式(9)是由二次项线性组合形成的可微泛函, 因此只需对式(9)使用类似的方法即可获得解决多通道 L1 正则化问题的 MCIST 算法, MCIST 算法迭代过程如式(13), 式(14)。

$$\mathbf{x}'_k = \mathbf{x}_{k-1} + t_k \sum_{i=1}^K \frac{\mathbf{H}_i^T (\mathbf{y}_i - \mathbf{H}_i \mathbf{x}_{k-1})}{\delta_i^2} \quad (13)$$

$$\mathbf{x}_k = \Psi^T (T_{\lambda t_k}(\Psi \mathbf{x}'_k)) \quad (14)$$

受差异泛函的影响, MCIST 算法中迭代步长 t_k

需要满足的条件将与 IST 算法完全不同, 它的步长选取主要有赖于 ∇f 的利普希茨条件^[15], 为了保证算法收敛, 对任意 N 维实数据 \mathbf{x}_1 和 \mathbf{x}_2 , ∇f 的利普希茨常数 $L = 1/t_k$ 通常需要满足条件:

$$\|\nabla f(\mathbf{x}_1) - \nabla f(\mathbf{x}_2)\|_2 \leq L \|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\|_2 \quad (15)$$

由式(9)可知:

$$\left\| \sum_{i=1}^K \frac{\mathbf{H}_i^T \mathbf{H}_i (\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2)}{\delta_i^2} \right\| \leq L \|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\| \quad (16)$$

即迭代步长应该满足条件:

$$0 < t_k \leq \frac{1}{\lambda_{\max} \left(\sum_{i=1}^K (\mathbf{H}_i^T \mathbf{H}_i / \delta_i^2) \right)} \quad (17)$$

式中 $\lambda_{\max}(\cdot)$ 表示获取相应矩阵的最大特征值。

3.3 单脉冲雷达多通道 L1 正则化波束锐化方法性能

实际上可以使用迭代中间结果的频域表达式来分析使用 MCIST 算法的单脉冲雷达多通道 L1 正则化波束锐化方法的性能^[19], 为了分析方便, 将式(13)重写为矩阵形式。

$$\mathbf{x}'_k = (\mathbf{I} - t_k \mathbf{H}^T \mathbf{N} \mathbf{H}) \mathbf{x}_{k-1} + t_k \mathbf{H}^T \mathbf{N} \mathbf{y} \quad (18)$$

其中 $\mathbf{H} = [\mathbf{H}_1^T, \mathbf{H}_2^T, \dots, \mathbf{H}_N^T]^T$ 为天线方向图矩阵, $\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1^T, \mathbf{y}_2^T, \dots, \mathbf{y}_N^T]^T$ 为扫描得到的信号矩阵, 而 $\mathbf{N} = \text{diag}\{\mathbf{I}_1 / N_1, \mathbf{I}_2 / N_2, \dots, \mathbf{I}_N / N_N\}$ 为各通道叠加的高斯白噪声功率谱密度组成的对角阵, \mathbf{I} 表示单位矩阵。式(18)显然是一个等比数列的前 k 项和, 当令 $\mathbf{x}_0 = 0$ 且 $\mathbf{x}_k = \mathbf{x}'_k$ 时, 则频域表达式为

$$X_k(\omega) = K_k(\omega) \sum_{i=1}^K D_i(\omega) Y_i(\omega) \quad (19)$$

$$K_k(\omega) = 1 - \left(1 - t_k \sum_{i=1}^K \frac{|H_i(\omega)|^2}{N_i} \right)^k \quad (20)$$

$$D_i(\omega) = \sum_{i=1}^K \frac{H_i^*(\omega) / N_i}{\sum_{i=1}^K (|H_i(\omega)|^2 / N_i)} \quad (21)$$

显然 $K_k(\omega)$ 是一个滤波器, 当它满足式(17)且 $k \rightarrow \infty$ 时, 它对于各通道信噪比都比较低的频率将具有很强的抑制作用, 在这些频率位置表现为阻带性质, 而其它频率位置它却可以忽略不计, 即在这些频率位置表现为通带性质, $D_i(\omega)$ 正是文献[3]和文献[6]中给出的最优解卷积器。

具体分析如下: 一方面对于信号来说 MCIST 算法可以不考虑式(14)对应的收缩操作的影响, 其输出完全由式(19)决定, 因此从信号角度来看使用 MCIST 算法的多通道 L1 正则化波束锐化方法相当于级联了式(20)所示滤波器的最优解卷积器多通道解卷积波束锐化方法, 因为白噪声条件下滤波器只对各个通道信噪比都比较低的信号频率呈现阻带性

质, 因此其对信号的影响有限, 这就有效地保证了多通道 L1 正则化的单脉冲雷达波束锐化方法的波束锐化性能, 其频谱扩展能力将与解卷积算子多通道解卷积波束锐化方法相当。而另一方面 MCIST 算法中噪声主要包含两类: 第 1 类噪声为各个通道本身自带的高斯白噪声, 这部分噪声将分布在整个频带范围内; 第 2 类噪声主要来源于解卷积过程中由于各通道不满足强互质条件而泄漏的高频噪声, 这类噪声主要分布在各通道信噪比都比较低的部分频率上。对于第 1 类噪声, 必须考虑式(14)对应的收缩操作的影响, 考虑到式(14)的操作是非扩张的^[16], 因此存在关系:

$$\left\| \Psi^T \left(T_{\lambda_k}(\Psi \mathbf{x}) \right) \right\|_2 \leq \|\mathbf{x}\|_2 \quad (22)$$

文献[6]的研究表明输出噪声的功率取决于对噪声解卷积输出的2范数大小, 因此随着迭代的进行, 这部分噪声将得到很好地抑制。而对于第2类噪声, 式(14)对应的收缩操作的影响依然可以忽略, 受式(20)所示的滤波器影响, 这类噪声幅度将获得小于常数 r 的增益, 即

$$\left| K_k(\omega) \sum_{i=1}^K D_i(\omega) Y_i(\omega) \right| \leq r \left| \sum_{i=1}^K D_i(\omega) Y_i(\omega) \right| \quad (23)$$

由于此类噪声主要分布在各个通道信噪比都比较低的频率位置, 此时 $r \rightarrow 0$, 显然这部分噪声同样也将得到很好地抑制。应当注意的是, 上面的分析忽略了式(14)对信号的抑制作用, 虽然实际中这种抑制作用比较微弱, 但是仍然可能造成最终锐化结果时域波形的小幅度展宽。

3.4 算法的执行

为了更好地执行算法, 对执行过程中的一些具体问题做出几点说明。首先考虑式(14)对信号的影响, 这种影响将会使得锐化结果时域波形展宽, 现有方法中通常通过优化选取式(8)中的正则化因子 λ 来将这种影响减到最小, 目前已存在大量实现一般正则化问题中正则化参数优化的方法。如GCV方法^[20], SURE方法^[21]等, 考虑到具有相同的先验分布, 这些方法将可以扩展到多通道L1正则化问题中。其次是执行效率的问题, 因为各通道天线方向图 H_i 为卷积循环矩阵, 所以MCIST算法在频域执行将更为高效。当 Ψ 为小波变换时, 1次迭代中的主要计算将来源于1次FFT和IFFT, 以及1次小波正变换和逆变换, 由此可见, 使用MCIST算法的多通道L1正则化波束锐化方法的执行效率是非常高的。此外, 文献[15]中提出了一种快速的IST算法, 能够提高算法的收敛速度, 可以使用相同的加速方法对MCIST算法加速, 使其执行效率更高。当只需考虑第2类噪声时, 可以直接使用式(19)来实现多通道L1正则化,

此时多通道L1正则化将无需迭代。最后是算法执行中初值的选取, 本文中迭代初值为 $\mathbf{x}_0 = \mathbf{0}$, 由于 λ 对噪声不是很敏感, 文中直接根据经验选取, 为了保证算法的收敛性, 步长选取满足式(17)的最大步长。

4 仿真结果分析

下面通过两个仿真实验来验证单脉冲雷达多通道 L1 正则化波束锐化方法的有效性。为了表述方便, 将最优解卷积器多通道解卷积波束锐化方法称为 MCD 方法, 将本文提出的使用 MCIST 算法求解的多通道 L1 正则化波束锐化方法称为 MCIST 方法, 将 MCIST 方法的简化形式式(19)称作简化 MCIST 方法, 它本质上是一种使用了本文给出的式(20)所示滤波器的 MCD 方法。仿真中的天线为波束宽度 1.5° 的 sinc 型天线、天线指向夹角 0.25 倍波束宽度、目标幅度为 1 且分别位于 -5° , -6.2° , 0° , 5° 和 6.5° 处。

第 1 个仿真实验中分别对相同目标和噪声环境下的 MCD 方法, 简化 MCIST 方法以及 MCIST 方法进行了研究, 图 1 给出了单脉冲雷达和、差通道分别叠加 -10 dB 和 -20 dB 噪声的扫描回波, 受瑞利判据的限制, 仿真中的 5 个目标并不能完全区分。图 2 中给出了 MCD 方法获得的波束锐化结果, 可见, 由于单脉冲雷达和、差通道不满足强互质条件使得高频噪声大量泄漏, 其锐化输出完全被噪声淹没。为了验证简化 MCIST 方法的有效性, 将上述结果通过式(20)给出的滤波器, 输出如图 3 所示, 图中 5 个目标被完全地区分开来, 由此可知该滤波器在保护目标的同时对泄漏的高频噪声具有很好的抑制作用, 同时表明简化 MCIST 算法能够很好地实现波束锐化。图 4 给出了 MCIST 方法的波束锐化结果, 通过图 3 和图 4 的比较可以得到两点结论: 其一是, MCIST 方法和使用式(20)的 MCD 方法具有几乎相同的频谱扩展能力, 表现在锐化结果中即两种方法锐化后的目标具有相似的波束宽度; 其二是, MCIST 方法同样能够抑制不满足强互质条件泄漏的高频噪声, 同时由于式(14)的存在, MCIST 方法的结果将更加平滑, 相当于对使用式(20)的 MCD 方法进行了进一步滤波。

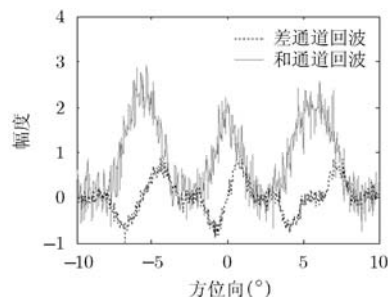


图1 单脉冲雷达接收数据

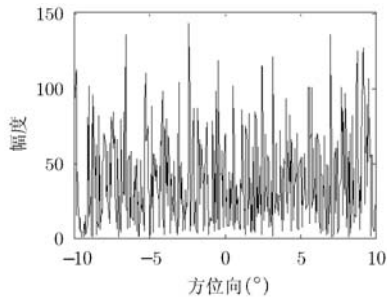


图2 MCD方法锐化结果

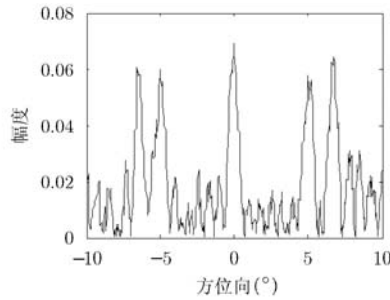


图3 简化MCIST方法锐化结果

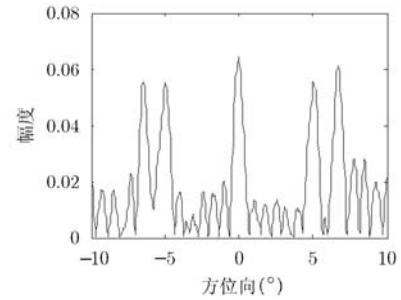


图4 MCIST方法锐化结果

第2个仿真实验考察了多通道L1正则化波束锐化方法噪声抑制方面的性能，为了更好地展示噪声的抑制效果，结果使用了归一化后的dB表示形式，考虑到MCD方法对噪声的敏感性，仿真中和、差通道都叠加了-40 dB的噪声，图5给出了使用和通道主瓣宽度对波束截断后的MCD方法结果，由于空间域的截断使得泄漏高频噪声的频域位置变少进而改善信噪比，图5中的噪声得到了一定的抑制，其噪声幅度普遍低于信号幅度10 dB左右。图6中给出了无方向图截断时MCIST方法的波束锐化结果，可以看出本文方法在无方向图截断时仍然可以获得使用方向图截断的MCD方法相似的噪声抑制效果，然而图6的波束宽度要明显宽于图5的，这种差异是因为天线截断附带的频谱扩展造成的。作为验证图7给出了使用和图5相同波束截断后的MCIST方法的锐化结果。从图7中可以看出，虽然受式(20)和式(14)的影响，锐化后的波束依然有很小的扩展，但是其宽度已与图5相当，有效地验证了之前的理论，更重要的是其噪声幅度普遍分布在低于信号幅度20 dB的范围内，无论同使用方向图截断的MCD方法相比还是同无方向图截断的MCIST方法相比，它抑制噪声的能力都得到了进一步的增强。为了进一步评估其抑制噪声的性能，定义信噪比SNR为

$$SNR = \|\hat{\mathbf{x}}\|_2^2 / \|\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{x}\|_2^2 \quad (24)$$

其中 $\hat{\mathbf{x}}$ 为获得的锐化结果， \mathbf{x} 为原始目标场景，表1中给出了本实验中各方法的SNR，从表1中可以看

出：本文方法的SNR确实要高于现有方法，当存在截断时，MCIST方法比MCD方法高出4.7 dB，即使是不截断的MCIST方法也要比截断的MCD方法高出3.4 dB；此外还可以看到简化MCIST方法和MCIST方法在抑制泄漏噪声方面的性能，与无方向图截断的MCD相比，它们在SNR上都高出了30 dB以上。由此可见，与现有单脉冲雷达波束锐化方法比，本文方法在抑制噪声方面具有明显的优势。

表1 各波束锐化方法信噪比较(dB)

	MCD	简化MCIST	MCIST
无方向图截断	-33.2245	0.1663	0.1921
主波束截断	-3.2860	0.5116	1.4618

5 结束语

本文提出了一种多通道L1正则化单脉冲雷达波束锐化方法，首先依据最大后验概率准则建立了适合于单脉冲雷达波束锐化的多通道L1正则化模型，然后提出了一种MCIST算法来解决多通道L1正则化问题。理论分析和仿真实验表明，使用MCIST算法的多通道L1正则化波束锐化方法能够有效地实现单脉冲雷达波束锐化，其频谱扩展能力与现有的使用解卷积算子的多通道解卷积波束锐化方法相当，同时它能够很好地抑制各通道方向图不满足强互质条件而泄漏的高频噪声，使得SNR在现有方法的基础上能够再提高3~4 dB，其性能要明显优于现有的单脉冲雷达波束锐化方法。此外，本

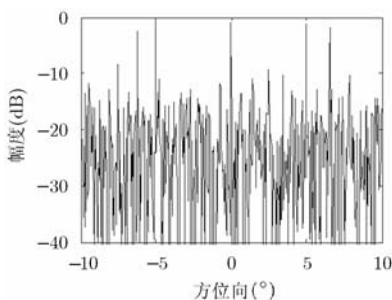


图5 方向图截断后的MCD方法

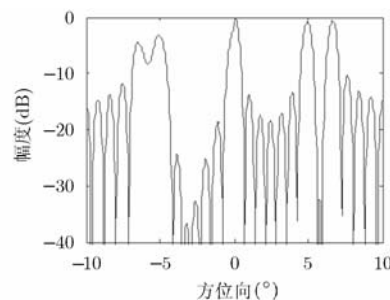


图6 无方向图截断的MCIST方法

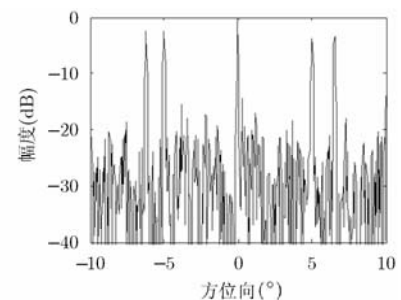


图7 方向图截断后的MCIST方法

文的研究还表明,在不考虑MCIST算法中的迭代收缩阈值操作对噪声平滑作用时,使用MCIST算法的多通道L1正则化波束锐化方法的性能等效为级联特定滤波器的最优解卷积算子多通道解卷积波束锐化方法,文中给出了这种滤波器的表达式,同时理论分析和仿真实验都表明这种滤波器能够有效滤除各通道不满足强互质条件情况下泄漏的噪声,因此在这种情况下,可以使用级联这种滤波器的最优解卷积算子多通道解卷积波束锐化方法来代替多通道L1正则化波束锐化方法,从而有效地提高MCIST算法的执行效率。

参 考 文 献

- [1] 张英杰,王彦平,谭维贤,等. 机载前视阵列 SAR 运动补偿研究[J]. 雷达学报, 2013, 2(2): 168-179.
Zhang Ying-jie, Wang Yan-ping, Tan Wei-xian, et al.. Motion compensation for airborne forward looking synthetic aperture radar with linear array antennas[J]. *Journal of Radars*, 2013, 2(2): 168-179.
 - [2] 郑明洁,闫贺,张冰尘,等. 基于 DBS 图像的双通道广域监视雷达动目标检测和参数估计方法[J]. 雷达学报, 2012, 1(1): 36-42.
Zheng Ming-jie, Yan He, Zhang Bing-chen, et al.. A novel method of moving target detection and parameters estimation for dual-channel WAS radar based on DBS image[J]. *Journal of Radars*, 2012, 1(1): 36-42.
 - [3] Berenstein C and Patrick E. Exact deconvolution for multiple convolution operators-an overview, plus performance characterizations for imaging sensors[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1990, 78(4): 723-734.
 - [4] Miller C. Enhanced angle resolution in scanning beam systems[C]. Proceedings of the IEEE Aerospace Applications Conference, Aspen, CO, 1995: 333-341.
 - [5] Iverson D. Beam sharpening via multikernel deconvolution [C]. CIE International Conference on Radar, Beijing, 2001: 693-697.
 - [6] 李悦丽,梁甸农,黄晓涛. 一种单脉冲雷达多通道解卷积前视成像方法[J]. 信号处理, 2007, 23(5): 699-703.
Li Rui-li, Liang Dian-nong, and Huang Xiao-tao. A multi-channel deconvolution based on forward-looking imaging method in monopulse radar[J]. *Journal of Signal Processing*, 2007, 23(5): 699-703.
 - [7] Hanjie P and Blu T. An iterative linear expansion of thresholds for l_1 -based image restoration[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(9): 3715-3728.
 - [8] Rauhut H and Ward R. Sparse Legendre expansions via l_1 -minimization[J]. *Journal of Approximation Theory*, 2012, 164(5): 517-533.
 - [9] Hansen S and Nocedal J. Second-order methods for L1 regularized problems in machine learning[C]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Kyoto, 2012: 5237-5240.
 - [10] Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso[J]. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, 1996, 58(1): 267-288.
 - [11] Chen S S, Donoho D L, and Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 1998, 20(1): 33-61.
 - [12] Jinchen G, Yulin H, Jianyu Y, et al. Improving angular resolution based on maximum a posteriori criterion for scanning radar[C]. IEEE Radar Conference (RADAR), Atlanta, GA, 2012: 451-454.
 - [13] 周道林. 机载雷达前视高分辨成像技术研究[D]. [硕士论文], 电子科技大学, 2011.
Zhou Dao-lin. High-resolution imaging techniques of airborne forward-looking radar[D]. [Master dissertation], University of Electronic Science and Technology of China, 2011.
 - [14] Figueiredo M A R A, Nowak R D, and Wright S J. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problems[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, 1(4): 586-597.
 - [15] Beck A and Teboulle M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(1): 183-202.
 - [16] Daubechies I, Defrise M, and De Mol C. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2004, 57(11): 1413-1457.
 - [17] Toh K and Yun S. An accelerated proximal gradient algorithm for nuclear norm regularized linear least squares problems[J]. *Pacific Journal of Optimization*, 2010, 6(15): 615-640.
 - [18] Yang Jun-feng and Yuan Xiao-ming. Linearized Augmented Lagrangian and alternating direction methods for nuclear norm minimization[J]. *Mathematics of Computation*, 2013, 82(281): 301-329.
 - [19] Piana M and Bertero M. Regularized deconvolution of multiple images of the same object[J]. *Journal of Optical Society of America A*, 1996, 13(7): 1516-1523.
 - [20] Ramani S, Liu Z, Rosen J, et al.. Regularization parameter selection for nonlinear iterative image restoration and MRI reconstruction using GCV and SURE-based methods[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(8): 3659-3672.
 - [21] Giryes R, Elad M, and Eldar Y C. The projected GSURE for automatic parameter tuning in iterative shrinkage methods[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2011, 30(3): 407-422.
- 唐琳: 男, 1987年生, 博士生, 研究方向为雷达信号处理等。
焦淑红: 女, 1966年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为精确制导、无源定位、图像处理等。