

一种基于非凸正则化模型的逆合成孔径 雷达成像算法研究

赵亚楠¹, 叶方捷², 王超¹, 杨丰源¹, 朱峰¹

(1.中国电子科技集团第二十八研究所, 江苏 南京 210007; 2.南开大学 数学科学学院, 天津 300071)

摘要:逆合成孔径雷达因其可对非合作机动目标成像而广泛地应用于军事和民用中,研究表明压缩感知技术可以有效提高逆合成孔径雷达成像的分辨率并且有效降低雷达硬件负担。针对典型的非凸 $\ell_p(0 < p < 1)$ 正则化模型,基于Majorization-Minimization(MM)迭代算法框架并采用支撑集收缩策略提出了一种新的雷达成像算法——迭代支撑集收缩算法。迭代支撑集收缩算法是一个简单高效的算法,数值实验表明迭代支撑集收缩算法在逆合成孔径雷达成像中表现优异。

关键词:逆合成孔径雷达成像;非凸正则化;MM算法;支撑集收缩

中图分类号:TJ01

文献标志码:A

文章编号:1000-2758(2024)05-0875-07

逆合成孔径雷达(inverse synthetic aperture radar, ISAR)的信号处理技术用于距离-多普勒域中移动目标的成像,因其可对非合作机动目标成像,自问世以来就成为人类对周围环境进行探测的重要工具^[1-5]。目前,对雷达高分辨率成像的需求迫切,然而根据香农-奈奎斯特(Shannon-Nyquist)采样定理,高分辨率的雷达成像需要较高的数据采样率,遵循该采样定理直接对信号进行采样、处理和存储,存在成本高、雷达系统设计难度大的问题。

在实际应用中,由于外界环境或自身的影响,雷达探测过程中存在大量的空时频稀疏采样现象。Donoho、Candes和Tao等提出了一个全新的利用信号稀疏性的信号采集、优化重构理论——压缩感知(compressed sensing, CS)。该理论指出,当信号具有稀疏性或可压缩性时,通过求解一个非线性最优化问题,可以利用远小于香农-奈奎斯特采样定理的采样率准确或近似重建出原始的稀疏信号^[6-8]。压缩感知理论一经提出,就在医学图像、信息论、雷达成像、天文学、无线通信等领域受到高度关注。由于压缩感知只需要少量回波数据精确或近似精确地获取雷达的目标信息,减少了数据采集、存储和传输

量,从而达到了简化雷达硬件设计,提高系统分辨率的目的。

逆合成孔径雷达成像在多普勒域具有稀疏性,因此压缩感知可以有效解决逆合成孔径雷达成像数据量大的问题,基于压缩感知的逆合成孔径雷达成像算法是近些年非常热门的研究课题^[9-12]。

1 模型

假设雷达信号 $\mathbf{x} \in \mathbf{C}^n$ 在某个正交基或紧框架 Ψ 上是稀疏的,即 $\mathbf{x} = \Psi\alpha$,其中 α 具有稀疏性,那么根据压缩感知理论,信号 $\mathbf{x}$ 可以通过求解一个非线性优化问题从观测信号 $\mathbf{y} \in \mathbf{C}^m$ 中准确或近似重建出来。观测信号

$$\mathbf{y} = \Phi\Psi\alpha + \mathbf{n} \quad (1)$$

式中: Φ 是与 Ψ 不相干的观测矩阵; $\alpha \in \mathbf{C}^n$ 为信号 $\mathbf{x}$ 在稀疏基 Ψ 下的稀疏表示; $\mathbf{n} \in \mathbf{C}^n$ 为观测过程中的噪声。令 $\Phi\Psi = \Theta, \Theta \in \mathbf{C}^{m \times n}(m < n)$ 称为感知矩阵。根据观测信号 $\mathbf{y}$ 重建原始信号 $\mathbf{x}$ 是一个逆问题,而线性方程(1)是欠定方程,仅根据方程(1)不能重建出原始信号,压缩感知理论利用稀疏性的先验信息对解空间进行约束来重建原始稀疏信号。

求解反问题(1)式的经典算法有贪婪算法和正则化方法。正交匹配追踪算法(orthogonal matching

pursuit, OMP)^[13]是一个经典的贪婪算法,被广泛地应用于逆合成孔径雷达成像中。OMP 算法通过最小化线性系统的残差来构造近似解或者解的支撑集,该算法的优点是简单、易于理解且快速方便,缺点是对噪声的影响较为敏感。正则化方法利用待重建信号的稀疏性信息对解空间进行约束,正则化模型可以分为凸正则化模型和非凸正则化模型。 ι_1 范数正则化是经典的凸正则化模型,模型如下

$$\min_{\alpha \in \mathbf{C}^n} \left\{ \frac{1}{2} \|\Theta\alpha - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \right\} \quad (2)$$

式中: $\frac{1}{2} \|\Theta\alpha - \mathbf{y}\|_2^2$ 是数据拟合项; $\|\alpha\|_1 = \sum_{i=1}^n |\alpha_i|$ 是正则化项; $\lambda > 0$ 是正则化参数。 ι_1 范数正则化模型是一个凸优化问题^[14-16],并且具有产生稀疏解的能力^[12-13]。 ι_1 正则化模型被广泛用于逆合成孔径雷达成像^[17-19],该模型已有许多高效快速的求解算法,例如交替乘子迭代算法(alternating direction method of multipliers, ADMM)^[20]、迭代阈值收缩算法(iterative soft thresholding, IST)^[21-22]和原始对偶算法(primal-dual algorithm)^[23-24]等。

近些年,大量研究表明凸正则化模型解的精确度不太高而且稀疏性也常常达不到预期,而非凸正则化模型比凸正则化模型重建效果好^[25-28],例如文献[25]中提到,在稀疏信号重建问题中非凸正则化模型可以使用比凸正则化模型更少的测量数据重建原始信号,且重建出的精度更高。尽管非凸优化问题的求解很困难,但是非凸正则化模型在逆合成孔径雷达成像中的应用仍然值得研究。

本文关注经典的非凸 ι_p ($0 < p < 1$) 正则化模型,并对该模型设计算法用于逆合成孔径雷达成像

$$\min_{\alpha \in \mathbf{C}^n} \left\{ \frac{1}{2} \|\Theta\alpha - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_p^p \right\} \quad (3)$$

式中, $\|\alpha\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |\alpha_i|^p \right)^{\frac{1}{p}}$ 。对于 ι_p 正则化模型,本文提出了一个新的求解算法——迭代支撑集收缩算法。该算法基于 MM 迭代算法框架^[29]提出,并采用了支撑集收缩策略。在每步迭代中,算法都有解析解,因此该算法是一个单重循环算法,效率比较高。数值实验表明该算法在逆合成孔径雷达成像中有很好的表现,重建的图像质量很高。

2 算法

本节给出求解 ι_p 正则化模型的迭代支撑集收缩算法的推导过程。该算法是在已有观测值和已知感知矩阵及观测噪声类型的情况下重构原始信号的过程。

优化问题(3)的目标函数是一个非凸、非利普希兹函数,在设计算法时使用支撑集收缩策略^[33]克服目标函数在零点的非利普希兹性。一般地,对于一个向量 $\alpha \in \mathbf{C}^n$,定义它的支撑集为 $\Omega(\alpha) = \{i: |\alpha_i| \neq 0\}$ 。在实际计算中,考虑到计算精度问题以及过小的元素参与计算会导致算法中权重过大,因此当某个变量小于给定精度时,在算法中也将该变量视为零。本文对于向量 α ,定义它的 ε -支撑集为

$$\Omega_\varepsilon(\alpha) = \{i \in [n]: |\alpha_i| > \varepsilon\}$$

式中, $[n] = \{1, 2, \dots, n\}$, ε 是一个小的正数,将 $\Omega(\alpha^k)$ 简记为 Ω^k 。

支撑集收缩策略表明如果某个优化变量在某一步迭代中计算小于 ε ,那么在后面的迭代中不再计算该变量,它的值一直为零。引入支撑集收缩策略后,在第 $(k+1)$ 步需要求解如下的带约束优化问题

$$\begin{aligned} \alpha^{k+1} &= \argmin_{\alpha \in \mathbf{C}^n} \left\{ \lambda \|\alpha\|_p^p + \frac{1}{2} \|\Theta\alpha - \mathbf{y}\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t. } \alpha_i^{k+1} &= 0, \forall i \in [n] \setminus \Omega_\varepsilon^k \end{aligned} \quad (4)$$

优化问题(4)中只需要考虑非零元的计算,因此支撑集收缩策略不仅可以克服目标函数在零点的非利普希兹性还可以使每步迭代的规模减小,使得算法效率更高。

MM 迭代算法是优化领域的一个重要方法,它的思想是通过极小化一系列目标函数在当前迭代点的替代函数来求解原问题。优化问题(4)仍然是一个非凸优化问题,受 MM 算法的启发,对(4)式中目标函数的正则化项在 α^k 点做一阶泰勒展开逼近,对数据拟合项在 α^k 点做二阶泰勒展开逼近,在每步迭代中,通过极小化目标函数的逼近函数来获得当前迭代的解,即在第 $(k+1)$ 步求解如下的优化问题

$$\begin{aligned} \alpha^{k+1} &= \argmin_{\alpha \in \mathbf{C}^n} \left\{ \frac{1}{2} \|\Theta\alpha^k - \mathbf{y}\|_2^2 + \right. \\ &\quad \left. (\alpha - \alpha^k)^T \Theta^T (\Theta\alpha^k - \mathbf{y}) + \frac{\gamma}{2} \|\alpha - \alpha^k\|_2^2 + \right. \\ &\quad \left. \lambda \sum_{i \in \Omega_\varepsilon^k} [|\alpha_i^k|^p + p |\alpha_i^k|^{p-1} (|\alpha_i| - |\alpha_i^k|)] \right\} \\ \text{s.t. } \alpha_i^{k+1} &= 0, \forall i \in [n] \setminus \Omega_\varepsilon^k \end{aligned} \quad (5)$$

式中, $\gamma \geq \|\Theta^T \Theta\|_2$ 。优化问题(5) 是一个强凸问题,有唯一的解析解。

下面给出优化问题(5) 的求解方法。通过合并同类项,可得

$$\frac{1}{2} \|\Theta \alpha^k - y\|_2^2 + (\alpha - \alpha^k)^T \Theta^T (\Theta \alpha^k - y) + \frac{\gamma}{2} \|\alpha - \alpha^k\|_2^2 = \frac{\gamma}{2} \|\alpha - \eta^k\|_2^2 + c_1$$

式中, $\eta^k = \alpha^k - \frac{1}{\gamma} \Theta^T (\Theta \alpha^k - y)$, c_1 为常数项。因此,优化问题(5) 的目标函数对每个指标 i 是可分的,那么带约束优化问题(5) 可以等价地写为

$$\alpha_i^{k+1} = \underset{\alpha}{\operatorname{argmin}} \sum_{i \in \Omega_\varepsilon^k} \left[w_i^k |\alpha_i| + \frac{\gamma}{2} (\alpha_i - \eta_i^k)^2 \right],$$
$$\forall i \in \Omega_\varepsilon^k; \alpha_i^{k+1} = 0, \forall i \in [n] \setminus \Omega_\varepsilon^k \quad (6)$$

式中, $w_i^k = \frac{\lambda p}{|\alpha_i^k|^{1-p}}$ 。公式(6) 中待求解的问题是一个软阈值收缩算子,有如下解析解

$$\alpha_i^{k+1} = \max \left\{ 0, 1 - \frac{w_i^k}{\gamma |\eta_i^k|} \right\} \eta_i^k, \forall i \in \Omega_\varepsilon^k$$

综上,给出迭代支撑集收缩算法:

算法 1

输入: $\Theta, y, \lambda, \gamma, \varepsilon, \alpha^0, k: = 1, \delta, K_{\max}$

1) 计算支撑集: $\Omega_\varepsilon(\alpha) = \{i \in [n]: |\alpha_i| > \varepsilon\}$

2) 更新权重: $w_i^k = \frac{\lambda p}{|\alpha_i^k|^{1-p}}$

3) 计算 α^{k+1} :

$$\alpha_i^{k+1} = \max \left\{ 0, 1 - \frac{w_i^k}{\gamma |\eta_i^k|} \right\} \eta_i^k, \forall i \in \Omega_\varepsilon^k,$$
$$\alpha_i^{k+1} = 0, \forall i \in [n] \setminus \Omega_\varepsilon^k$$

4) 如果相对误差 $\frac{\|\alpha^{k+1} - \alpha^k\|_2}{\|\alpha^k\|_2} > \delta$ 或者 $k < N_{\max}$, 则令 $k = k + 1$, 继续执行步骤 1) ~ 3); 否则输出, 算法结束。

3 数值实验

将本文提出的迭代支撑集收缩算法用于二维逆合成孔径雷达成像中,并且与 OMP 算法和求解正则化模型的 IST 算法进行对比。所有实验在同一台式机上完成,台式机的配置为 Windows 7, 64 bit, 8 GB memory, Intel Core(TM) i7-7700 CPU(3.60 GHz), 数

学软件为 MATLAB R2016a。仿真数据采用美国空军实验室 V.C.CHEN 提供的 64×152 维的米格-25 战斗机数据,雷达载频为 9 GHz,带宽为 512 MHz,脉冲重复频率为 15 kHz,雷达发射的信号形式为线性调频信号,该回波数据已经完成了运动补偿,可直接成像。

3.1 实验设置

实验中,选取米格-25 战斗机数据,数据段大小为 64×128 ,其中行为方位向,列为距离向,用 $x = (x_1, x_2, \dots, x_{64})$, $x_i \in \mathbf{C}^{128}$ 表示该数据段,该数据段经过快速傅里叶变换(FFT)后,图像如图 1 所示。

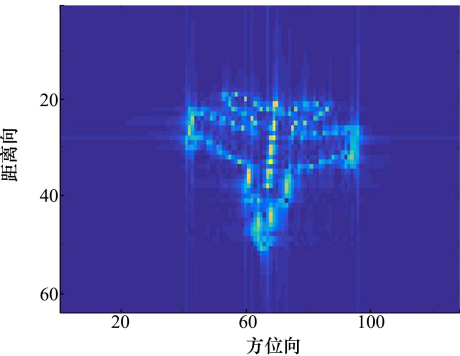


图 1 原始图像 f 成像结果

原始数据不含噪声,为了验证算法在含有噪声的情况下也有良好的成像效果,在构造观测信号 $y = (y_1, y_2, \dots, y_{64})$, $y_i \in \mathbf{C}^{64}$ 的过程中加入随机高斯白噪声,随机高斯白噪声符合标准正态分布。观测信号通过如下公式模拟得到

$$y_i = \Phi x_i + n, \forall i \in \{1, 2, \dots, 64\}$$

式中: $\Phi \in \mathbf{C}^{64 \times 128}$ 为观测矩阵; n 为高斯白噪声,观测信号 y 如图 2 所示。

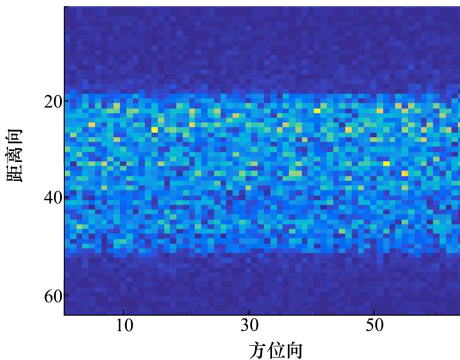


图 2 观测数据

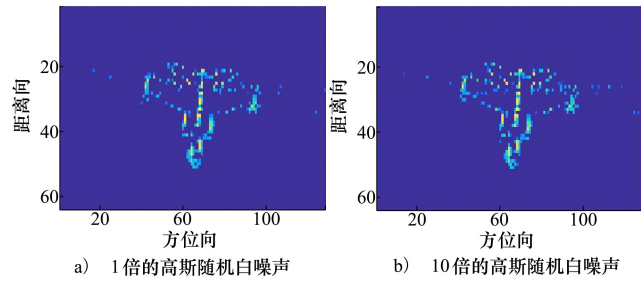
从观测数据的模拟过程可知,观测信号比原始信号的数据量少了一半,采集经过压缩后的观测信号然后通过该观测信号重构出原始信号而非直接采集原始信号可以大大减轻雷达硬件上的负担,这也是压缩感知技术的意义。

已知雷达回波信号在多普勒域具有稀疏性,因此选取正交傅里叶基 $\Psi \in \mathbb{C}^{128 \times 128}$ 为信号的稀疏基, Φ 为随机高斯矩阵,使得感知矩阵 $\Theta = \Phi\Psi$ 满足限制等距条件。算法的参数设置如下: $\gamma = \|\Theta^T\Theta\|_2^2$, $\varepsilon = 10^{-6}$, $\delta = 10^{-5}$, $N_{\max} = 30$, $p = 0.5$, $\lambda = 2 \times 10^5$, 其中 $\gamma, \varepsilon, \delta, N_{\max}$ 是算法参数, p 和 λ 是模型参数,算法参数根据实验经验设置, p 的取值对算法的影响下文会给出讨论,正则化参数 λ 的值通过手动调试确定。

算法通过求解(3)式中的反问题得到稀疏信号 α ,重建出的雷达信号 $\bar{x} = \Psi\alpha$,通过对 $\bar{x}$ 做快速傅里叶变换(FFT)即可得到重建出的雷达图像,将重建出的图像记为 $\bar{f}$ 。用图像的熵衡量重建图像的效果,熵越小表示图像聚集程度越高,重建效果越好,熵越大表示图像越混乱,重建效果越差。实验中,用 MATLAB 软件自带的“entropy”函数计算二维图像的熵。

3.2 逆合成孔径雷达成像

本节给出由迭代支撑集收缩算法重建得到的雷



达图像,如图 3 所示。从图 3 可以看出,算法重建出的雷达图像质量很高,没有旁瓣及不良点的影响。

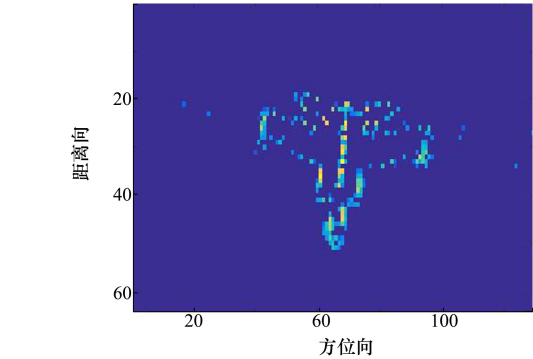


图 3 本文算法重建得到的雷达图像 $\bar{f}$ 成像结果

3.3 噪声对算法的影响

本节讨论噪声对本文算法的影响。在模拟观测信号时,加入不同量级的高斯随机白噪声,量级分别为 0.1, 1, 10, 20, 50 和 100,数值表示高斯随机白噪声的倍数,高斯随机白噪声符合标准正态分布,重建图像的熵如表 1 所示,图 4 中给出了部分噪声下的雷达成像图。

表 1 本文算法在不同量级(倍)噪声下重建图像熵的对比

噪声	0.1	1	10	20	50	100
熵	0.19	0.19	0.20	0.21	0.49	0.92

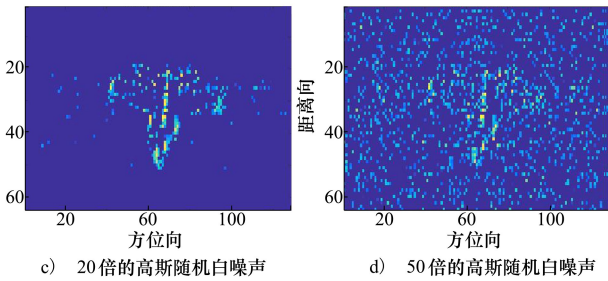


图 4 本文算法在不同量级的噪声下重建图像

从表 1 和图 4 可以看出,噪声量级越大,重建图像的熵越大,图像效果越差。

3.4 p 值对算法的影响

本节讨论 p 值对算法的影响。实验中,令 p 分别取 0.1, 0.3, 0.5, 0.7, 0.9, 当算法取不同的 p 值时,参数 λ 的值也不同,在 p 取不同值时算法重建图像的熵如表 2 所示。

表 2 本文算法在 p 取不同值下重建图像的熵对比

p	0.1	0.3	0.5	0.7	0.9
λ	6×10^6	8×10^5	2×10^5	6×10^4	2.5×10^4
熵	0.18	0.19	0.19	0.20	0.20

从表 2 可以看出, p 取不同值时,算法重建图像的熵差别不大,重建图像的效果都比较好,这说明了本文提出的算法对 p 的取值是鲁棒的。

3.5 算法对比

本小将本文提出的迭代支撑集收缩算法与一些经典的逆合成孔径雷达成像算法进行比较,包括贪婪类算法 OMP 算法和求解正则化的 IST 算法。测

试了 2 种感知矩阵,分别为随机高斯矩阵和随机贝努利矩阵,雷达成像结果如图 5 所示,重建图像的熵与 CPU 耗时如表 3~4 所示。

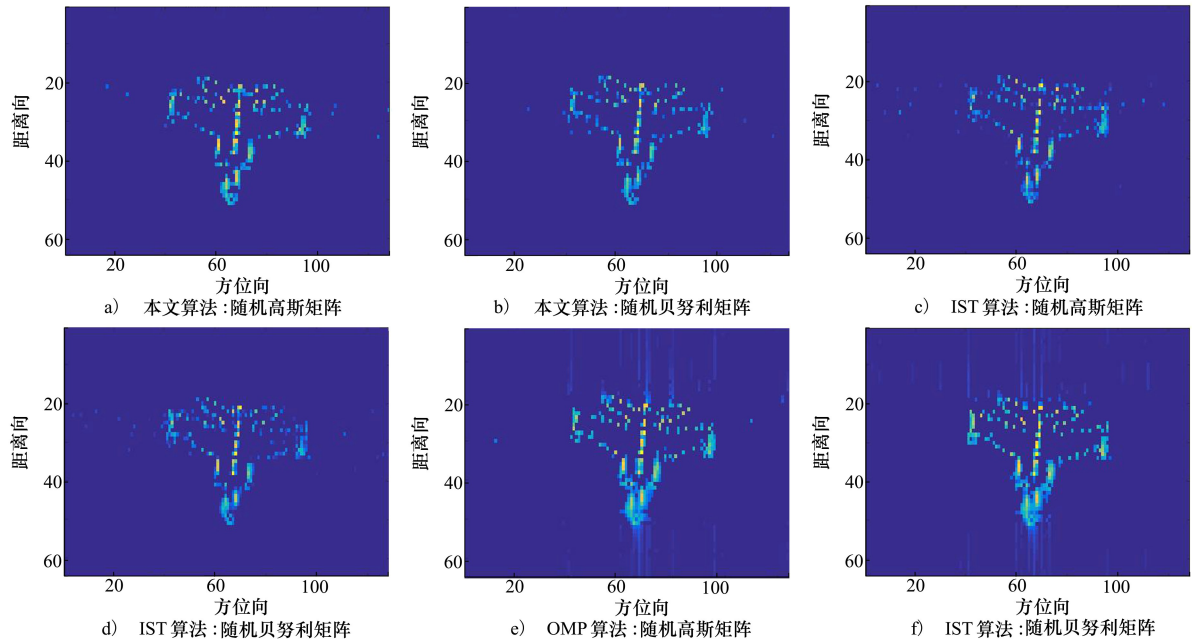


图 5 本文算法、IST 算法和 OMP 算法的重建图像

表 3 不同算法重建图像的熵对比

算法	随机高斯矩阵	随机贝努利矩阵
本文	0.19	0.19
IST	0.25	0.24
OMP 算法	0.37	0.37

表 4 不同算法重建图像的 CPU 耗时对比 s

算法	随机高斯矩阵	随机贝努利矩阵
本文	0.56	0.45
IST	0.71	0.73
OMP	0.11	0.20

从图 5 可以看出本文算法重建出的雷达图像最清晰,几乎没有不良点,成像效果好于 IST 算法,而 IST 算法的成像效果好于 OMP 算法。表 3 中由本文算法重建图像的熵也最小,熵越小表明图像越清晰。

在 CPU 耗时上,从表 4 可以看出本文算法比 IST 算法耗时少,这是因为本文算法每次迭代待求解的问题规模在减小,OMP 算法耗时最少。

从本节实验可以看出,迭代支撑集收缩算法是一个简单高效、易于实现并且成像效果好的算法。以往经常用“复杂”、“对参数敏感”等词语来描述非凸算法,而本文提出的算法简单高效,并且该算法只需要调试一个正则化参数 λ ,在 p 取 0.5 时,该参数取 100 000~250 000 算法都有比较好的成像效果。

4 结 论

本文对压缩感知领域中一个经典的非凸 ℓ_p 正则化模型提出了一个新的求解算法——迭代支撑集收缩算法,并将该算法应用于逆合成孔径雷达成像中。迭代支撑集收缩算法简单高效,打破了以往大家对非凸类算法复杂、对参数敏感的印象,数值实验表明该算法比经典的 OMP 算法和 IST 算法成像更清晰。迭代支撑集收缩算法是一个求解非凸模型的算法,因此该算法的收敛性分析是一个比较难的问题,KL 理论^[34]的提出使得分析非凸算法的收敛性成为可能,后续会对该算法的收敛性问题进行分析。

参考文献:

- [1] 保铮, 邢孟道, 王彤. 雷达成像技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005
BAO Zheng, XING Mengdao, WANG Tong. Radar imaging technology[M]. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2005 (in Chinese)
- [2] 陆保国, 梁博, 马焕芳. 光学遥感影像飞机目标识别与分类方法[J]. 指挥信息系统与技术, 2020, 11(5): 78-82
LU Baoguo, LIANG Bo, MA Huanfang. Method for aircraft target recognition and classification in optical remote sensing image [J]. Command Information System and Technology, 2020, 11(5): 78-82 (in Chinese)
- [3] 徐英, 谷雨, 彭冬亮. 基于稀疏表示和多特征融合的 SAR 图像识别[J]. 指挥信息系统与技术, 2020, 11(3): 29-35
XU Ying, GU Yu, PENG Dongliang. SAR image recognition based on sparse representation and multi-feature fusion [J]. Command Information System and Technology, 2020, 11(3): 29-35 (in Chinese)
- [4] GUILLAUME H, RENE G. High resolution snapshot SAR/ISAR imaging of ship targets at sea[J]. SPIE Remote Sensing, 2003, 4883: 39-47
- [5] LAZAROV A, MINCHEV C N. ISAR image reconstruction and autofocusing procedure over phase modulated signals[J]. Radar, 2002, 490: 536-541
- [6] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306
- [7] CANDES E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509
- [8] CANDES E J, ROMBERG J K, TAO T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(8): 1207-1223
- [9] WEHNER D R. High-resolution radar[M]. 2nd ed. Boston, MA: Artech House, Inc, 1994
- [10] BARANIUK R, STEEGHS P. Compressive radar imaging[C]//The 2007 IEEE Radar Conference, 2007: 128-133
- [11] POTTER L C, PARKER J T. Sparsity and compressed sensing in radar imaging[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98(6): 1006-1020
- [12] PATEL V M, EASLEY G R, HEALY D M. Compressed synthetic aperture radar[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 244-254
- [13] TROPP J A. Greed is good: algorithmic results for sparse approximation[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2004, 50(10): 2231-2242
- [14] DAUBECHIES I, TESCHKE G, VESE L A. Iteratively solving linear inverse problems under general convex constraints[J]. Inverse Problems and Imaging, 2007, 1(1): 29-46
- [15] DONOHO D L. For most large underdetermined systems of linear equations the minimal l_1 -norm solution is also the sparsest solution[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(6): 797-829
- [16] BOYD S, VANDENBERGHE L. Convex optimization[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004
- [17] ZHANG L, QIAO Z J, XING M D. High-resolution isar imaging by exploiting sparse apertures[J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 2012, 60(2): 997-1008
- [18] ZHANG L, QIAO Z J, XING M D. High-resolution ISAR imaging with sparse stepped-frequency waveforms[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(11): 4630-4651
- [19] ZHANG L, XING MD. QIU C W. Achieving higher resolution ISAR imaging with limited pulses via compressed sampling[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(3): 567-571
- [20] BOYD S, PARIKH N, CHU E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[J]. Foundations and Trends in Machine Learning, 2011, 3(1): 1-122
- [21] CHAMBOLLE A, VORE D E, NAM-YONG R A, et al. Nonlinear wavelet image processing: variational problems, compression, and noise removal through wavelet shrinkage[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 7(3): 319-335
- [22] DAUBECHIES Ingridj, DEFRISSE Michel, DEMOL Christine. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2004, 57(11): 1413-1457
- [23] CHAMBOLLE A, POCK T. A first-order primal-dual algorithm for convex problems with applications to imaging[J]. Journal of

Mathematical Imaging and Vision, 2011, 40(1): 120-145

[24] ESSER E, ZHANG X, CHAN T F. A general framework for a class of first order primal-dual algorithms for convex optimization in imaging science[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2010, 3(4): 1015-1046

[25] CANDÈS E J, WAKIN M B, BOYD S P. Enhancing sparsity by reweighted l1 minimization[J]. Journal of Fourier Analysis and Applications, 2008, 14(5): 877-905

[26] CHARTRAND R, STANEVA V. Restricted isometry properties and nonconvex compressive sensing[J]. Inverse Problems, 2008, 24(3): 035020

[27] FOUCAULT S, LAI M J. Sparsest solutions of underdetermined linear systems via lq-minimization for $0 < q < 1$ [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2009, 26(3): 395-407

[28] SUN Q. Recovery of sparsest signals via lq-minimization[J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2012, 32(3): 329-341

[29] FIGUEIREDO M A T, BIOUCAS-DIAS J M, NOWAK R D. Majorization-minimization algorithms for wavelet-based image restoration[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2007, 16(12): 2980-2991

Research on an inverse synthetic aperture radar imaging algorithm based on non-convex regularization model

ZHAO Yanan¹, YE Fangjie², WANG Chao¹, YANG Fengyuan¹, ZHU Feng¹
(1.Nanjing Research Institute of Electronic Engineering, Nanjing 210007, China;
2.School of Mathematical Sciences, Nankai University, Tianjin 300071, China)

Abstract: Inverse synthetic aperture radar (ISAR) is widely used in military and civilian fields because of its ability to image non-cooperative maneuvering targets. Researches show that the compressed sensing technology can be used to improve the resolution and reduce the amount of data required on the ISAR imaging. In this paper, we focus on a classical non-convex regularization model in the field of compressed sensing. For this model, we propose a new algorithm which is based on the MM iteration algorithm framework and adopts the idea of support shrinkage technique, called as iteration support shrinkage algorithm. The new algorithm is simple and efficient, and numerical experiments show that it performs well in ISAR imaging.

Keywords: ISAR; non-convex regularization; MM iteration algorithm; support shrinkage

引用格式: 赵亚楠, 叶方捷, 王超, 等. 一种基于非凸正则化模型的逆合成孔径雷达成像算法研究[J]. 西北工业大学学报, 2024, 42(5): 875-881

ZHAO Yanan, YE Fangjie, WANG Chao, et al. Research on an inverse synthetic aperture radar imaging algorithm based on non-convex regularization model[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2024, 42(5): 875-881 (in Chinese)