

引用格式:邵文浩,朱莉,刘婕,等.基于改进凸集投影的亚毫米波全息成像超分辨率算法[J].电光与控制,2021,28(5):28-31. SHAO W H, ZHU L, LIU J, et al. Super-resolution algorithm of submillimeter wave holography based on improved projections onto convex sets[J]. Electronics Optics & Control, 2021, 28(5):28-31.

基于改进凸集投影的亚毫米波全息成像超分辨率算法

邵文浩, 朱莉, 刘婕, 邹丽蓉
(南京理工大学电光学院, 南京 210094)

摘要:传统的亚毫米波成像算法可以对待测目标成像,但是,一方面,由于成像系统的低通特性,损失信号中的高频分量,造成图片细节部分的缺失;另一方面,在信号处理过程中由于波瓣展宽,各像点发生混叠引起模糊。针对传统算法存在的成像清晰度差和分辨率低等缺点,提出了一种基于改进凸集投影(POCS)的亚毫米波成像超分辨率算法,该算法利用双线性插值获得高分辨率初始图像,并对初始图像进行迭代修正,引入自适应校正阈值,利用边缘强度的大小动态调整校正阈值,从而达到精确高分辨率复原的目的。仿真实验结果表明,该算法能够较为精确地修正图像的像素,提高成像图片的分辨率和清晰度。

关键词:全息成像;凸集投影;超分辨率;边缘检测

中图分类号:TN957.52 文献标志码:A doi:10.3969/j.issn.1671-637X.2021.05.007

Super-resolution Algorithm of Submillimeter Wave Holography Based on Improved Projections Onto Convex Sets

SHAO Wenhao, ZHU Li, LIU Jie, ZOU Lirong

(School of Electronic Engineering and Optoelectronic Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Traditional submillimeter-wave imaging algorithms can image the target to be detected. However, due to the low-pass characteristics of the imaging system, high-frequency components in the signal are lost, resulting in the loss of details in the picture. On the other hand, the lobes are broadened in the course of signal processing, which may lead to aliasing of image points. Aiming at the shortcomings of the traditional algorithm in terms of poor imaging clarity and low resolution, this paper proposes a submillimeter-wave imaging super-resolution algorithm based on improved Projections Onto Convex Sets (POCS). This algorithm uses bilinear interpolation to obtain a high-resolution initial image. The initial image is subjected to iterative correction of convex set projection. Then, the adaptive correction threshold is introduced, and the correction threshold is dynamically adjusted by using the magnitude of the edge intensity, so as to achieve the purpose of accurate high-resolution restoration. Simulation results show that the algorithm can more accurately correct the pixels of the image, and improve the image resolution and imaging quality.

Key words: holographic imaging; Projections Onto Convex Sets (POCS); super-resolution; edge detection

0 引言

电子战在现代战争中发展迅猛,大量隐身武器被应用于战争。一方面,隐身战斗机和无人机的优秀隐身

性能大大缩短了其被雷达发现的距离,取得战斗中的主动权;另一方面,雷达必须具备探测敌方隐身单位以及微小单位的能力,这对雷达的高分辨率空间信息获取提出了要求。

战斗机等单位的隐身性能主要与其雷达散射截面(Radar Cross Section, RCS)的大小相关,优化武器隐身能力的技术手段通常有改变外形结构、涂敷吸波材料、等离子体披覆等。高分辨力雷达成像技术能帮助研究

收稿日期:2020-04-22

修回日期:2021-04-13

作者简介:邵文浩(1995—),男,江苏南通人,硕士生,研究方向为近程亚毫米波全息成像算法。

通信作者:朱莉(1979—),女, hfr317-zl@vip.sina.com。

人员有针对性地缩减 RCS, 优化隐身性能^[1]。

亚毫米波的频率在 300 ~ 3000 GHz, 相较于微波、毫米波, 其波长更短, 更易于实现极大信号带宽和极窄天线波束, 有利于获取目标精细成像; 多普勒效应更为显著, 有利于低速运动目标检测; 避开了传统隐身材料吸波频率, 有利于隐身目标的探测^[2]。由于这些优点, 亚毫米波非常适用于极高分辨率目标成像与识别、微小目标和隐身目标探测。

通过增大天线孔径、减小天线波束宽度、增加发射信号频带宽度等方法可以达到提高图像分辨率的目的^[3], 在实际应用中, 其往往受硬件技术水平和元器件的价格等因素限制。于是, 如何在不需要提高系统硬件性能的前提下, 得到理想的高分辨率图像, 就成为亚毫米波成像中的一个研究热点。

本文提出了基于改进凸集投影 (Projections Onto Convex Sets, POCS) 的亚毫米波成像超分辨率算法, 由成像系统的点扩散函数、噪声的统计特征以及图像自身所提供的先验知识建立空域内的凸集约束条件, 利用凸集约束条件对像素点初始估计值进行迭代修正。相较于传统 POCS 算法, 本文的改进算法考虑了图像中目标区域与背景的差异, 利用 Schar 算子得到的边缘强度数值来自适应地调整校正阈值, 使得图像在主观感受和客观指标方面均有提升。通过仿真实验验证了本文改进 POCS 算法对于超分辨率复原的有效性。

1 亚毫米波全息成像算法原理

主动亚毫米波成像技术通过发射宽带调频连续波, 接收并记录载有目标散射场的幅度、相位信息的回波信号, 然后根据回波信号重建目标的散射场, 即亚毫米波图像^[4]。经典的基于波数域匹配滤波的亚毫米波全息图像重建算法可以表示为^[5]

$$g(x, y, z) = T_{\text{IFFT}, 3\text{D}} \{ T_{\text{FFT}, 2\text{D}} [E(X, Y, k)] \cdot \exp(-j\sqrt{k^2 - k_x^2 - k_y^2} R) \} \quad (1)$$

式中: $g(x, y, z)$ 为重建的目标散射场; $T_{\text{IFFT}, 3\text{D}}$ 表示三维逆傅里叶变换; $T_{\text{FFT}, 2\text{D}}$ 表示二维傅里叶变换; $E(X, Y, k)$ 为回波信号; j 表示虚部; k 为波数; k_x 和 k_y 分别为 k 在 x, y 方向上的波数分量; R 为成像距离。

在最大扫描长度大于目标尺度的 2 倍, 且采样频率远大于采样定理确定的截止频率时, 亚毫米波成像的方位向分辨率主要是由系统结构决定的, 方位向分辨率为

$$\delta_a = \frac{\lambda}{2L} \sqrt{\frac{L^2}{4} + R^2} \quad (2)$$

式中: λ 为波长; L 为最大扫描长度。距离向分辨率为

$$\delta_r = c/2B \quad (3)$$

式中: c 为光速; B 为系统发射信号的频带宽度。

亚毫米波系统的硬件结构限制了成像的最大分辨率, 且波瓣展宽与噪声问题影响着成像质量^[6], 图像处理是解决该方法之一, 本文主要研究了亚毫米波图像的 POCS 超分辨率算法。

2 POCS 算法

2.1 传统 POCS 算法

POCS 算法是一种基于集合的理论方法^[7-9], 正定性、能量的有界性和光滑等约束条件被定义为相应的凸集, 这些凸集的交集即为所需的解空间。该算法过程是一种迭代过程, 相应约束集合的投影算子将解空间中的一个点投影到距离凸集表面最近的点上, 反复执行迭代运算, 就可以得到一个收敛于凸约束集的交集的解^[10]。

在图像的超分辨率重建中, 首先需要构建高分辨率图像的初始估计值 $f(i, j)$, 该初始估计值通常由低分辨率图像集中质量较好的一幅进行双线性插值^[11]得到。然后建立联系高分辨率图像初始估计值和低分辨率图像序列的退化模型, 即

$$y_k(x, y) = \sum_{(i,j)} f(i, j) h_k(x, y; i, j) + \mu(x, y) \quad (4)$$

式中: $y_k(x, y)$ 为第 k 帧低分辨率观测图像; $h_k(x, y; i, j)$ 为点扩散函数, 表示由高分辨率图像像素点 (i, j) 降质得到低分辨率图像像素点 (x, y) 的过程; $\mu(x, y)$ 为加性噪声。

POCS 算法是在成像空间的一点到满足所有约束凸集的点的迭代过程。凸集可定义为

$$C_k(i, j) = \{f(i, j) : |r_k(x, y)| \leq \delta\} \quad (5)$$

其中

$$r_k(x, y) = y_k(x, y) - \sum_{x_1=0}^{n-1} \sum_{y_1=0}^{n-1} f'(i, j) \cdot h_k(x, y; i, j) \quad (6)$$

式中: $r_k(x, y)$ 表示第 k 帧低分辨率图像像素值与高分辨率图像初始估计值之间的残差, $k = 1, 2, \dots, N$, N 表示低分辨率图像的帧数; δ 表示校正阈值, 是根据噪声的统计特性所设定的一个阈值。在式(4)建立的图像退化模型中, 假设添加的噪声呈高斯分布, 噪声的方差为 σ , 那么 $\delta = \alpha\sigma$ ($\alpha > 0$), α 的值将由一个合适的置信度来确定。任何一点 $f(i, j)$ 在凸集 $C_k(i, j)$ 的投影满足

$$f^{n+1}(i, j) = f^n(i, j) + \begin{cases} \frac{r(x, y) - \delta}{\sum h_k^2(x, y; i, j)} \cdot h_k(x, y; i, j) & r(x, y) > \delta \\ 0 & |r(x, y)| \leq \delta \\ \frac{r(x, y) + \delta}{\sum h_k^2(x, y; i, j)} \cdot h_k(x, y; i, j) & r(x, y) < -\delta \end{cases} \quad (7)$$

为了改善重建效果,还需增加如图像灰度值振幅限制等约束条件。综合以上,POCS算法可以充分运用图像的先验知识,将先验知识定义为各种限制集合,然后将限制集合的投影算子进行迭代求解,让满足所有约束条件的图像作为重建的结果。

2.2 改进的 POCS 算法

利用 POCS 算法约束条件对双线性插值后的高分辨率初始估计图像进行迭代求解,直至达到设定的校正阈值 δ 或达到设定的迭代次数,退出迭代。 δ 越大,则终止迭代的条件越简单,像素点校正的次数越少,这会忽略一些大的错误点;相反, δ 越小,则终止迭代的条件越苛刻,像素点校正的次数越多,可能会由过校正带来一些额外的噪声^[12]。因此,校正阈值 δ 的选择,直接关系到图像重建的质量和视觉效果。

通过调整 δ 的值可以使估计的高分辨率图像尽可能地接近真实。本文引入自适应校正阈值,利用边缘检测算法来表征图像边缘区域和背景区域的不同。Schar 算子是 Sobel 算子的变体形式,具有 Sobel 算子简单、计算量小、速度快的优点,同时还修正了传统 Sobel 算子只有水平和垂直两个方向的模板,对于纹理的检测效果不是很理想的缺点,具有旋转对称性,结果更加准确^[12]。Schar 算子分别在 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ, 180^\circ, 225^\circ, 270^\circ, 315^\circ$ 这 8 个方向上的模板如图 1 所示。

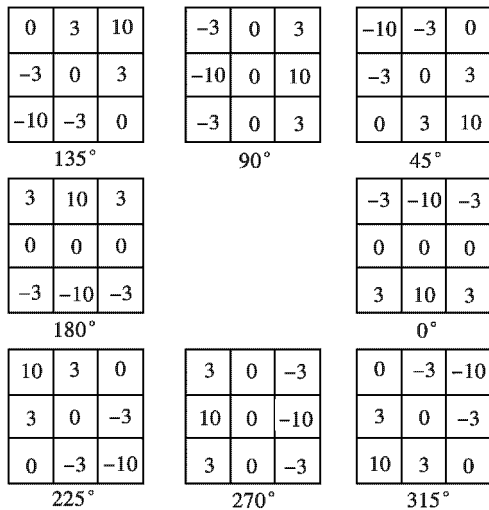


图 1 8 个方向 Schar 算子模板

Fig. 1 Schar operator template in eight directions

δ 的值取决于当前像素点的位置和边缘强度,对于点 (x, y) 处的像素点,其 8 个方向 Schar 算子模板卷积结果绝对值的最大值为

$$\varphi(x, y) = \max \{ |w_{3 \times 3}[f(x, y)] * Sch[k]| \} \quad (8)$$

$$k = 1, 2, \dots, 8$$

式中:矩阵 $[f(x, y)]$ 表示插值后的高分辨率初始估计图像; $w_{3 \times 3}[f(x, y)]$ 表示以点 (x, y) 为中心的 3×3 窗

口; $Sch[k] (k=1, 2, \dots, 8)$ 表示图 1 中给出的 8 个 3×3 的 Schar 模板。

由 $\varphi(x, y)$ 构建修正因子 $G(x, y) = e^{-\beta \cdot \varphi(x, y)}$, 其中, β 为调整因子,取值一般为 $0.0002 \sim 0.0003$ 。利用修正因子将校正阈值由常量转化为变量,那么式(5)可改进为

$$C_k(i, j) = \{f(i, j) : |r_k(x, y)| \leq \delta_k \times G(x, y)\} \quad (9)$$

当像素点位于边缘点区域时, $G(x, y)$ 较小,校正阈值 $\delta_k \times G(x, y)$ 也较小,得到的校正较细致;反之,当像素点位于灰度值变化不大的背景区域时, $G(x, y)$ 较大,则校正阈值 $\delta_k \times G(x, y)$ 较大,得到的校正较粗略。

综上所述,基于改进 POCS 亚毫米波图像超分辨率算法的基本步骤为:1) 选取一帧双线性插值后的图像作为高分辨率初始估计图像;2) 利用 Schar 算子进行边缘检测得到可变的校正阈值 $\delta_k \times G(x, y)$;3) 对于 N 帧低分辨率图像中的每个像素,利用 POCS 超分辨率复原算法进行迭代约束求解,如果残差的绝对值超过校正阈值 $\delta_k \times G(x, y)$,则校正当前像素及邻域内的点;4) 遍历图像的所有像素点,直至所有像素点达到设定的校正阈值或者达到设定的迭代次数,退出迭代,得到最终的超分辨率复原图像。

3 仿真结果与分析

利用 360 GHz 亚毫米波主动成像系统对一块 $405 \text{ mm} \times 500 \text{ mm}$ 的典型分辨率板进行成像,所得图像如图 2 所示。

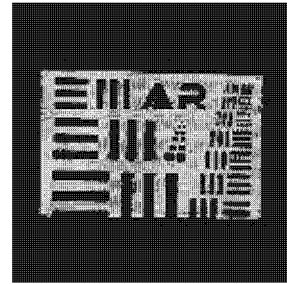


图 2 原始图像

Fig. 2 The original image

该图像的尺寸为 200×200 (单位像素), $7 \sim 25 \text{ mm}$ 的分辨单元清晰可辨, 6 mm 及更小分辨单元出现模糊。本文算法是对图 2 退化后的低分辨率图像集做超分辨率重建处理,将重建得到的图像与图 2 做比较来验证算法的重建效果。

首先,需要对原始图像做降质操作,对原始图像进行运动模糊、添加高斯噪声、亚采样的操作,获得 4 帧分辨率只有原始图像一半的低分辨率图像,尺寸均为 100×100 (单位像素),图 3(a) 所示为其中一幅退化以后的低分辨率图像。

低分辨率图像集中,10 mm 以下的分辨单元无法辨认,并且较大分辨单元的边缘也产生模糊,影响观感。利用 POCS 算法进行超分辨率重建,首先得到双线性插值后的原始高分辨率图像,如图 3(b)所示,然后利用 POCS 算法进行迭代约束求解。传统 POCS 算法得到的图像如图 3(c)所示,本文改进 POCS 算法得到的图像如图 3(d)所示,图 3(b)~图 3(d)的尺寸均为 200×200 (单位像素)。

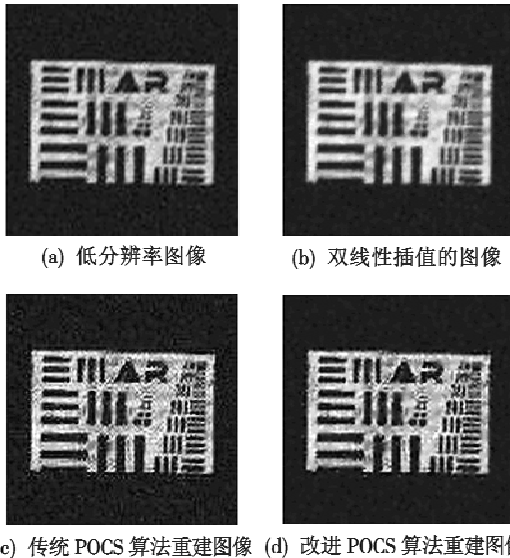


图3 低分辨率图像及3种算法的重建图像

Fig. 3 Low-resolution image and the reconstructed images of the three algorithms

由图 3(b)~图 3(d)可以得出:进行双线性插值后的图像相较于低分辨率图像,图像尺寸提升了1倍,但清晰度的提升不够理想,10 mm 及以下分辨单元依旧无法辨认;使用传统 POCS 算法与改进 POCS 算法进行超分辨率重建后的图像,在分辨率提升1倍的基础上,清晰度和细节信息也得到一定提升,将分辨单元的可辨尺寸提高到 8 mm,且极大地改善了图像退化导致的边缘模糊现象,较好地重建了图像。

改进 POCS 算法与传统 POCS 算法都能提高图像的分辨率和清晰度,而改进 POCS 算法得到的图像在主观感受上背景更为纯净。为了比较两种 POCS 算法及双线性插值算法,使用均方误差(MSE)和峰值信噪比(PSNR)来衡量图像重建的质量,对比结果如表 1 所示。

表1 重建图像与原始图像的比较

Table 1 Comparison of the reconstructed image with original image

算法	MSE	PSNR/dB
双线性插值算法	83.5471	28.9115
传统 POCS 算法	54.1419	30.7955
改进 POCS 算法	41.1046	31.9919

由表 1 可以得出,本文提出的改进的 POCS 算法获得的重建图像相较于双线性插值以及传统 POCS 算法得到的图像,MSE 分别约下降了 42.44 和 13.04,PSNR 分别约提高了 3.08 dB 和 1.20 dB,验证了改进 POCS 算法要优于传统 POCS 算法。

4 结论

本文将 POCS 超分辨重建算法应用于亚毫米波成像,在传统算法的基础上,引入了自适应的校正阈值,利用 Scharr 算子得到的边缘强度统计特性调整校正阈值的大小,使复原的高分辨率亚毫米波图像更加接近真实图像。通过仿真实验验证了利用自适应校正阈值的 POCS 算法来恢复亚毫米波图像,能够在不改变系统硬件结构的前提下,提升图像的分辨率和清晰度,在主观感受和 MSE,PSNR 等客观指标上,相较传统 POCS 算法均有提升。

参考文献

- [1] 张麟兮,李南京,胡楚锋,等. 雷达目标散射特性测试与成像诊断[M]. 北京:中国宇航出版社,2009.
- [2] 杨晓波,皮亦鸣. 太赫兹雷达[M]. 北京:国防工业出版社,2009.
- [3] 江欢. 无源毫米波图像序列超分辨重建算法研究[D]. 成都:电子科技大学,2014.
- [4] 保铮,邢孟道,王彤. 雷达成像技术[M]. 北京:电子工业出版社,2005.
- [5] ZHANG X X, LIANG J, WANG N, et al. Broadband millimeter-wave imaging radar-based 3-D holographic reconstruction for nondestructive testing[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2020, 68(3): 1074-1085.
- [6] 朱莉. 短毫米波近程主被动阵列探测及成像技术研究[D]. 南京:南京理工大学,2010.
- [7] IRANI M, PELEG S. Improving resolution by image registration[J]. CVGIP: Graphical Models and Image Processing, 1991, 53(3): 231-239.
- [8] FREEMAN W T, JONES T R, PASZTOR E C. Example-based super-resolution[J]. IEEE Computer Graphics & Applications, 2002, 22(2): 56-65.
- [9] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [10] 贺焱. 基于改进 POCS 的图像超分辨率重建算法研究[D]. 太原:太原理工大学,2018.
- [11] 李浩谊,马春庭,唐秀媛. 多方向 Scharr 的齿轮边缘检测与中心定位[J]. 工具技术,2019, 53(2): 130-133.
- [12] 王琳琳. 基于 MAP 的 POCS 算法实现图像超分辨率复原[D]. 长春:吉林大学,2017.