

# 无源毫米波实时成像 PNL 超分辨算法

姜正茂, 杨建宇, 李良超, 郑鑫

(电子科技大学电子工程学院, 四川 成都 610054)

**摘要:** 投影 Landweber (projected Landweber, PL) 算法具有良好的频谱外推能力, 能够应用于低信噪比降晰图像, 是一种适合无源毫米波成像的超分辨算法。但其缺点是收敛速度缓慢, 运算量不稳定, 难以满足实时性要求。针对实时性问题, 提出一种投影 Newton-Landweber (projected Newton-Landweber, PNL) 超分辨算法, 首先使用 Newton 求逆法得到粗恢复图像, 然后运用 PL 算法对图像做精细恢复。实验结果表明, 该算法显著提高了收敛速度, 图像恢复质量接近 PL 算法的性能。

**关键词:** 无源毫米波成像; 超分辨; 投影 Landweber; Newton 求逆

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.1001-506X.2012.01.02

## PNL super-resolution algorithm for PMMW imaging in real-time

JIANG Zheng-mao, YANG Jian-yu, LI Liang-chao, ZHENG Xin

(School of Electronics and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China)

**Abstract:** The projected Landweber (PL) algorithm is competent for passive millimeter wave (PMMW) imaging for its spectrum extrapolation performance and low signal to noise ratio images processing ability, however, the slow speed of convergence and the computation instability limit its applications in real-time. A projected Newton-Landweber (PNL) algorithm is proposed to achieve real-time ability on the basis of the PL algorithm. Firstly, a fast Newton inversion algorithm is introduced to get coarse image recovery. Then the PL algorithm is used to get refined image recovery. Experimental results demonstrate that the performance of the PNL algorithm approaches that of the PL algorithm, moreover the computation is stable and far less than the PL algorithm.

**Keywords:** passive millimeter wave imaging; super-resolution; projected Landweber; Newton inversion

## 0 引言

无源毫米波成像设备的总体趋势是成像速度更快, 图像分辨率更高, 体积和重量更小, 设备具有便携性并能工作在不同的应用场合<sup>[1-4]</sup>。第三代毫米波成像设备能够实时成像, 这就要求毫米波图像的超分辨算法具备实时性; 由于应用场合的多变性, 又要求超分辨算法对场景和噪声类型具备稳定性。

目前针对无源毫米波成像超分辨算法的实时性研究比较欠缺, 主要是继承和改进一些在第一、二代毫米波成像设备速度较快的算法。其中, 基于线性算法的有  $2\mu$  法、维纳滤波法等。这类方法不需要许多先验知识和约束条件, 计算速度快, 简单易实现。但是线性算法对于空间高频分量只能进行有限恢复, 图像的细节损失较多, 因此对分辨率的改善程度非常有限。非线性算法能够得到更好的分辨率,

但在普适性和实时性上, 仍存在问题。其中, 最大似然估计 (maximum likelihood, ML) 方法具有较快的运算速度<sup>[5]</sup>, 但需要利用噪声分布的先验信息, 对先验信息的准确性非常敏感。最大后验算法 (maximum a posteriori, MAP) 和凸集投影算法能够有效地利用图像的先验信息, 但计算量大, 难以保证实时性<sup>[6-8]</sup>。文献[9]提出的投影 Landweber (projected Landweber, PL) 超分辨算法是一种针对无源毫米波成像系统的非线性超分辨算法, 该算法无需知道噪声和场景等先验信息, 仅利用辐射亮温限制条件即可对低信噪比图像取得良好的超分辨能力。PL 算法的缺点是收敛速度缓慢, 不具备实时能力, 且运算量随信噪比变化而显著变化。

PL 算法的核心是 Landweber 算法, 它是一种基于 Moore-Penrose (MP) 逆的迭代求解方法。针对 Landweber 算法收敛缓慢的问题, 数学上已经提出了 Newton 法、超幂

收稿日期: 2010-12-03; 修回日期: 2011-10-20。

基金项目: 国家自然科学基金(60632020)资助课题

作者简介: 姜正茂(1976-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为毫米波成像数学模型。E-mail: jiangzm@uestc.edu.cn

法等加速迭代格式<sup>[10-12]</sup>。这些方法属于线性求逆算法,超分辨的能力较差,运算量又大于维纳滤波等线性方法,因此尚未应用于图像超分辨领域。Newton 算法和 Landweber 算法之间具有很好的兼容性,即执行  $k$  次 Newton 迭代,等价于执行  $2^k - 1$  次 Landweber 迭代,因此两种算法容易结合而产生一种实时超分辨算法。本文将 Newton 算法引入图像超分辨算法中,并提出了由 Newton 算法和 PL 算法组成的 PNL 超分辨算法。PNL 算法保持了 PL 算法的优点,运算量相对于 PL 算法下降一个数量级以上,而且运算量稳定,是一种适合无源毫米波实时成像的超分辨算法。

## 1 图像降晰数学模型和循环矩阵

假定成像系统是线性移不变的,衍射受限成像数学模型为

$$g(x, y) = h(x, y) \otimes f(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

式中,  $f(x, y)$  表示原始图像;  $g(x, y)$  表示由成像系统获取的图像;  $n(x, y)$  表示由成像系统引入的加性噪声;  $h(x, y)$  是成像系统的衍射受限点扩展函数(point spread function, PSF);  $\otimes$  表示二维卷积运算。

将图像采用辞书式排列,二维图像的恢复问题可以转变为矩阵向量形式如下:

$$\mathbf{g} = \mathbf{H}\mathbf{f} + \mathbf{n} \quad (2)$$

式中,  $\mathbf{g}, \mathbf{f}, \mathbf{n}$  分别是辞书式排列的获取、原始和噪声图像向量。如果原始图像是  $M \times N$  矩阵,那么这些向量就是  $MN \times 1$ ,  $\mathbf{H}$  是  $MN \times MN$  的 Toeplitz 矩阵。图像超分辨问题就是在给定  $\mathbf{g}$  和  $\mathbf{H}$  情况下,对  $\mathbf{f}$  的求逆问题。

由于  $\mathbf{H}$  的尺寸太大,不利于计算和存储,文献[13]使用循环矩阵来近似  $\mathbf{H}$ ,使用循环阵仅影响图像边缘位置点的正确还原,此时图像恢复问题转化为

$$\mathbf{g} = \mathbf{B}_h \mathbf{f} + \mathbf{n} \quad (3)$$

式中,  $\mathbf{B}_h$  是由  $h(x, y)$  产生的循环阵。根据循环阵列的特点,  $\mathbf{B}_h$  可表示为

$$\mathbf{B}_h = \mathbf{W}\mathbf{A}\mathbf{W}^{-1} \quad (4)$$

其中

$$\mathbf{W}(m, n) = \frac{1}{L^2} \exp\left(-\frac{j2\pi mn}{L}\right), m, n \in \{0, 1, \dots, L-1\}$$

$$\mathbf{A} = \text{diag}(\text{DFT}(\mathbf{h})) \quad (5)$$

式中,  $\mathbf{A}$  是对角矩阵,将  $\mathbf{h}$  补零至  $M \times N$ ,做傅里叶变换得到  $\mathbf{H}(\mu, \gamma)$ ,再逐个填入尺寸为  $MN \times MN$  的对角阵得到。由于  $\mathbf{A}$  是对角阵,只需存储对角线上元素,因此大幅减小存储量。 $\mathbf{W}$  和  $\mathbf{W}^{-1}$  与离散傅里叶变换间的关系为

$$\begin{cases} \mathbf{W}_p = \text{IDFT}(p(n)) \\ \mathbf{W}_p^{-1} = \text{DFT}(p(n)) \end{cases} \quad (6)$$

## 2 PL 算法和 Newton 算法

### 2.1 Landweber 算法原理

式(3)中求解  $f$  的过程属于线性算子求逆问题,图像恢复中需要求解 MP 逆。Newton 算法和 Landweber 算法均

是 MP 逆的迭代解法,可以通过 MP 逆的表示定理推导和分析它们的迭代格式和收敛性能<sup>[14]</sup>。表示定理如下:

设线性算子  $\mathbf{T} \in \mathbf{B}(X_1, X_2)$ ,  $\mathbf{T}^*$  是  $\mathbf{T}$  的共轭算子,其定义域  $R(\mathbf{T})$  为闭,令  $\tilde{\mathbf{T}} = \mathbf{T}^* \mathbf{T}$ 。若  $\Omega$  是一个开集且  $\tilde{\mathbf{T}}$  的特征值集合满足  $\sigma(\tilde{\mathbf{T}}) \in \Omega \in (0, \infty)$ ,  $\{S_k(t)\}$  是  $\Omega$  上的实值连续函数系,且满足

$$\lim_{k \rightarrow \infty} S_k(t) = \frac{1}{t}, t \in \sigma(\tilde{\mathbf{T}}) \quad (7)$$

则算子  $\mathbf{T}$  的 MP 逆可以采用迭代如下算子级数求得:

$$\mathbf{T}^+ = \lim_{n \rightarrow \infty} S_n(\tilde{\mathbf{T}}) \mathbf{T}^* \quad (8)$$

为了理论分析的方便,用形如  $\mathbf{T}x = y^\delta$  的方程来代替式(3),其中  $\mathbf{T}, y$  和  $y^\delta$  分别替换式(3)中的  $\mathbf{B}_h, \mathbf{g}$  和  $\mathbf{g} - \mathbf{n}$ 。Landweber 算法采用的函数系为

$$S_k(t) = \alpha \sum_{k=0}^{\infty} (1 - \alpha t)^k, |\alpha t| < 1 \quad (9)$$

易知  $S_n(x)$  满足式(7),相应的算子级数为

$$\mathbf{T}_k = \mathbf{I} + \alpha \mathbf{T}^* (\mathbf{I} - \mathbf{T} \mathbf{T}_{k-1}) \quad (10)$$

数值解的迭代格式为

$$x_k = x_{k-1} + \alpha \mathbf{T}^* (y^\delta - \mathbf{T} x_{k-1}) \quad (11)$$

式中,松弛因子  $\alpha$  的取值范围为  $0 < \alpha \leq 1 / \|\tilde{\mathbf{T}}\|$ 。

Landweber 算法使用算子序列  $\{\mathbf{T}_k\}$  逼近  $\mathbf{T}^+$ ,通过对矩阵泛数的收敛性分析,可以得到 Landweber 算法的收敛速度为

$$\|\mathbf{T}_k - \mathbf{T}^+\| \leq \|\mathbf{T}^+\| (1 - \alpha t)^{k+1} \quad (12)$$

Landweber 算法产生的序列  $\{x_k\}$  满足:当  $y^\delta \in D(\mathbf{T}^+)$  时,有  $x_k \rightarrow \mathbf{T}^+ y^\delta$ ;当  $y^\delta \notin D(\mathbf{T}^+)$  时,有  $\|x_k\| \rightarrow \infty$ <sup>[15]</sup>。由于  $\delta$  是随机噪声,  $\delta \in D(\mathbf{T}^+)$  的概率几乎为 0,因此实际工作的 Landweber 算法会具有半收敛性,也即在迭代的早期,近似解可稳定地得到改进,展现出自正则化的效应;当迭代次数超过某个阈值后,近似解趋向发散。Landweber 算法的迭代停止规则主要选择在半收敛点位置,即

$$x_{k_{\text{opt}}} = \arg \min_{x_k} \|\mathbf{T} x_k - y^\delta\| \quad (13)$$

### 2.2 PL 算法

PL 算法是在普通 Landweber 算法的基础上增加了投影运算,目的是将先验信息引入迭代的中间过程,从而获得更好的图像恢复效果。可用于图像信号的先验信息具有有界性和非负性等,这些信息可以使用投影算子添加到迭代中间解。以有界性为例,若图像是归一化图像,则在执行式(11)得到  $x_k$  后,再使用有界性做投影运算,投影算子  $P$  定义为

$$\hat{x}_k = P x_k = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ x, & 0 < x < 1 \\ 1, & x \geq 1 \end{cases} \quad (14)$$

在计算  $x_{k+1}$  时,将使用  $\hat{x}_k$  而不是  $x_k$ 。

投影运算是一种非线性运算,当这种非线性运算是建立在正确的图像先验信息基础上时,就可以实现有意义的频谱外推,从而获得更好的恢复质量。

### 2.3 Newton 法原理

Newton 法采用的  $\{S_n(t)\}$  函数序列格式为

$$\begin{cases} S_0(t) = \alpha \\ S_{k+1}(t) = S_k(t) (2 - t S_k(t)) \end{cases} \quad (15)$$

Newton 法的函数系在紧子集  $\sigma(\tilde{T})$  上一致收敛于  $1/t$ , 同样满足表示定理。从式(15)可以得到 Newton 法的算子迭代过程为

$$\begin{cases} \mathbf{T}_0 = \alpha \mathbf{T}^* \\ \mathbf{T}_{k+1} = \mathbf{T}_k (2\mathbf{I} - \mathbf{T}\mathbf{T}_k) \end{cases} \quad (16)$$

式中, 松弛因子  $\alpha$  的取值范围为  $0 < \alpha \leq 2 / \|\tilde{T}\|$ 。Newton 法和 Landweber 算法的迭代算子序列具有如下数学关系:

$$\mathbf{T}_k^{\text{Newton}} = \mathbf{T}_{2^k-1}^{\text{Landweber}} \quad (17)$$

因此, 若 Landweber 算法迭代次数为  $K$ , 则 Newton 算法收敛次数仅为  $\log_2 K$ , 远远小于 Landweber 算法的收敛次数。

### 2.4 PL 运算量分析

信号处理中, 加法相对于乘法和快速傅里叶变换 (fast Fourier transform, FFT) 的运算量小很多, 因此主要分析乘法和 FFT。

由于  $\mathbf{T}$  是  $MN \times MN$  的矩阵, 因此  $\mathbf{T}_k$  也是  $MN \times MN$  的矩阵。直接计算式(11)的运算量太大, 需要使用循环矩阵来降低运算量。用循环阵  $\mathbf{B}_k$  近似替代  $\mathbf{T}$ , 并将式(4)~式(6)代入式(11), 就得到 Landweber 的迭代过程如下:

$$x_k = x_{k-1} + \alpha \mathbf{T}^* y - \alpha \mathbf{W} | \mathbf{\Lambda}^2 | \mathbf{W}^{-1} x_{k-1} \quad (18)$$

$\alpha \mathbf{T}^* y$  和  $\alpha | \mathbf{\Lambda}^2 |$  可以在迭代之前的初始化中计算, 在迭代过程中不必再重复计算。式(18)的每步迭代需要  $MN$  次乘法运算量和 2 次 FFT。

式(13)中, Landweber 迭代停止规则  $\|\cdot\|$  取向量 2 范数时, 使用循环阵或二维卷积做停止判定的运算量均为 2 次 FFT 和  $2MN$  次乘法, 因此一次 Landweber 迭代需要 4 次 FFT 运算和  $3MN$  次乘法。投影运算不需要乘法和 FFT 运算, 因此 PL 每次迭代的运算量与 Landweber 相同。

### 2.5 Newton 法运算量分析

Newton 法同样依靠循环矩阵解决运算量问题。在式(16)中使用循环阵  $\mathbf{B}_k$ , 式(16)的第一式可写为

$$\begin{cases} \mathbf{T}_0 = \alpha \mathbf{W} \mathbf{\Lambda}^* \mathbf{W}^{-1} = \alpha \mathbf{W} \mathbf{P}_0 \mathbf{W}^{-1} \\ \mathbf{P}_0 = \mathbf{\Lambda}^* \end{cases} \quad (19)$$

式(16)的第二式为

$$\mathbf{T}_{k+1} = \mathbf{W} \mathbf{P}_{k+1} \mathbf{W}^{-1} = \alpha \mathbf{W} (2\mathbf{P}_k - \mathbf{P}_k \mathbf{\Lambda} \mathbf{P}_k) \mathbf{W}^{-1} \quad (20)$$

Newton 法中  $\mathbf{P}_k$  的迭代过程为

$$\begin{cases} \mathbf{P}_0 = \mathbf{\Lambda}^* \\ \mathbf{P}_{k+1} = 2\mathbf{P}_k - \mathbf{P}_k \mathbf{\Lambda} \mathbf{P}_k \end{cases} \quad (21)$$

由于  $\mathbf{\Lambda}$  是对角阵, 所以  $\mathbf{P}_0$  是对角阵, 进而  $\mathbf{P}_k$  也为对角阵。对角阵相乘时只需考虑对角线上的元素的乘法, 因此每步  $\mathbf{P}_k$  迭代的运算量为  $2MN$  次乘法。得到  $\mathbf{P}_k$  后, 通过式(20)计算  $x_k$  需要的运算量为 2 次 FFT 和  $MN$  次乘法。Newton 法迭代停止规则也使用式(14), 因此一次 Newton 迭代需要 4 次 FFT 运算和  $5MN$  次乘法。

## 3 投影 Newton-Landweber 算法

本文在分析 Newton 法和 PL 算法各自优缺点的基础上, 提出投影 Newton-Landweber (projected Newton-Landweber, PNL) 算法。从式(17)可以看出, Newton 法的优点

是迭代过程收敛快, 它在迭代初始过程中能够快速到达 Landweber 算法的收敛点附近。但是 Newton 法缺乏频谱外推能力。从式(21)可以看出, Newton 法的迭代过程完成于频率域, 难以加入空间域的先验信息。它的迭代格式属于线性运算, 不能产生频谱扩展。由此可见, Newton 低频成分恢复快, 但没有高频外推能力。

PL 算法由投影运算和 Landweber 算法构成。Landweber 算法是一种线性算法, 只能恢复带内频谱成分, 而且恢复速度缓慢。投影运算的特点是可以快速实现频谱外推, 因此 PL 算法具有高频外推快, 低频恢复慢的特点。

PNL 算法继承了 Newton 法和 PL 算法的优点, 避免了两者的缺点。PNL 算法的结构如图 1 所示, 它由两部分组成。第一部分采用 Newton 法做图像粗恢复, 快速实现带内低频成分的恢复; 第二部分利用粗恢复的结果, 再执行 PL 算法, 快速完成频谱外推。PNL 算法对低频和高频成分采取不同的恢复策略, 能够大幅减小计算量, 并具备良好的频谱外推能力。

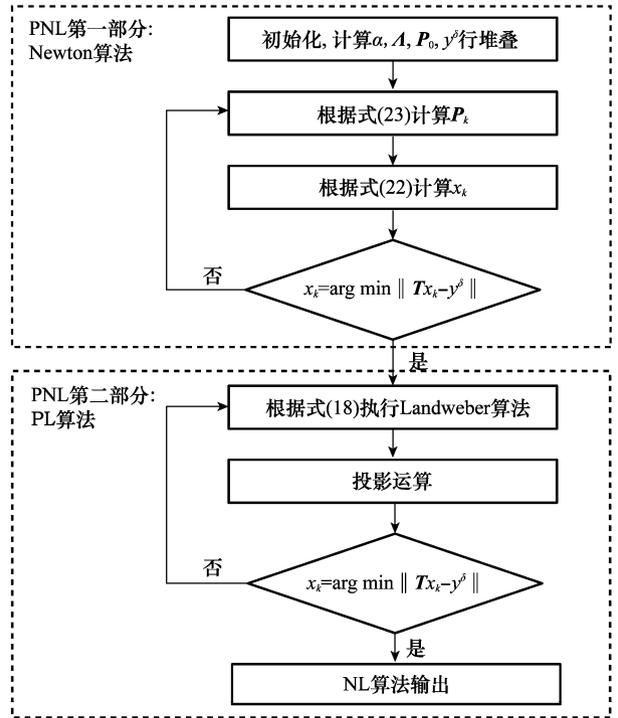


图 1 PNL 算法原理图

## 4 仿真和实验

为了验证 PNL 算法的对毫米波降晰图像的有效性, 给出两个仿真实验结果。第一个实验如图 2 所示, 它是由 5 个同心圆环构成的大小为  $256 \times 256$  的图像。为了模拟由衍射受限成像系统产生的降晰效应, 首先计算直径为  $D=500$  mm 的圆孔径天线在非相干成像模式下的光瞳函数 (optical transfer function, OTF), 然后使用傅里叶变换得到 PSF。实验中加入零均值高斯白噪声, 毫米波图像的模糊信噪比 (blurred signal to noise ratio, BSNR) 定义为<sup>[16]</sup>

$$BSNR = 10 \lg \frac{\frac{1}{MN} \sum_{i,j} [y(i,j) - \bar{y}(i,j)]^2}{\sigma^2} \quad (22)$$

式中,  $y(i,j) = h(i,j) \otimes f(i,j)$ , 也即没有噪声的降晰图像方差;  $\bar{y}(m,n) = E\{y\}$  表示  $y$  的均值;  $\sigma^2$  表示高斯噪声方差。

毫米波图像的特点之一是信噪比低, 因此实验 1 中 BSNR 选择为 18~22 dB, 考察在这一信噪比范围内的图像恢复质量、运算量。把图 2(a) 与系统的 PSF 相卷积, 再加入高斯噪声, 使 BSNR 达到 18 dB, 就得到图 2(b)。图 2(c) 和图 2(d) 分别是原始图像和降晰图像的频谱。

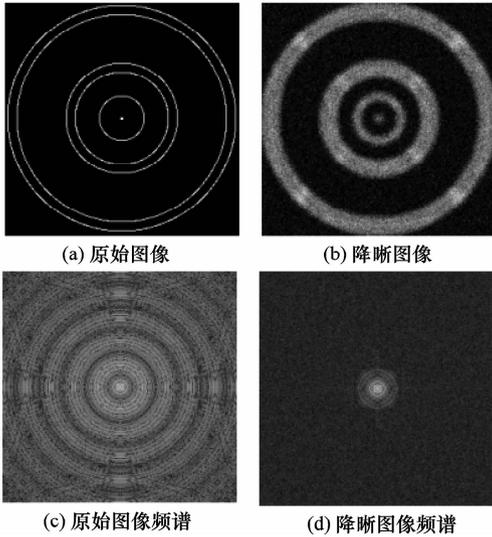


图 2 人工图像及其频谱

PL 算法和 PNL 算法恢复的图像及其频谱如图 3 所示。由图 3 可以看出, 在很低的信噪比条件下, PL 算法和 PNL 算法仍保持明显的超分辨(频谱外推)能力, 其中 PNL 算法的恢复质量接近 PL 恢复质量。

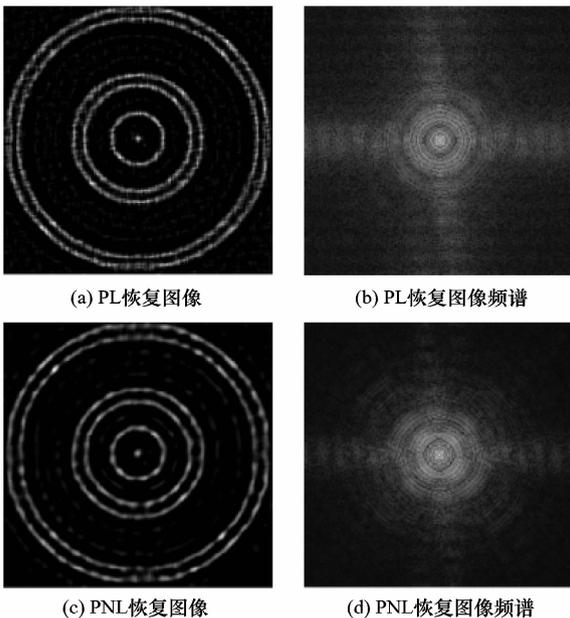


图 3 两种算法的恢复结果及其频谱

当真实场景图像有效时, 可以采用均方误差 (mean square error, MSE) 准则衡量超分辨算法的能力, 表示为

$$MSE = L_2(f, f^k) = \frac{\|f - f^k\|_2}{MN} = \left( \frac{1}{MN} \sum |f - f^k|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (23)$$

式中,  $f$  表示原始图像;  $f^k$  表示第  $k$  次恢复结果;  $\|\cdot\|_2$  表示  $L_2$  范数。

PL 算法和 PNL 算法的运算量如表 1 所示。从表 1 可以看到, BSNR 在 18~22 dB 时, PNL 算法乘法和 FFT 的平均运算量只有 PL 算法的 6% 和 8% 左右。

表 1 PL 算法和 PNL 算法的运算量和 MSE

BSNR/ dB	PL 算法		PNL 算法		PL 算法 MSE	PNL 算法 MSE
	FFT	乘法	FFT	乘法		
18	1 608	1 206	140	159	6.396 3	6.738 1
19	2 168	1 626	140	157	6.389 2	6.696 8
20	2 524	1 893	152	172	6.325 0	6.691 2
21	2 948	2 211	148	167	6.224 6	6.663 6
22	3 736	2 802	160	183	6.194 7	6.652 5

注: FFT、乘法和 MSE 的数量级分别为次、MN 次和  $10E-4$ 。

运算量的稳定性也是算法需要考虑的问题。Landweber 算法的半收敛位置大致与  $O(\delta^{-1/2})$  成比例<sup>[15]</sup>, 因此随着信噪比的提高, PL 算法的迭代量会大幅度上升, 造成 PL 算法运算量不稳定。从式(17)可以看出, 当 Landweber 迭代次数在几百至几千次间变化时, Newton 迭代次数仅在几次至十几次间变化, 因此 PL 算法的稳定性远高于 PL 算法。从表 1 可知, 当 BSNR 从 18 dB 增长至 22 dB 时, PNL 的乘法和 FFT 运算量分别从 159MN 次和 140 次增长到 183MN 和 160 次, 最大增率为 15%, 同期 PNL 算法的增幅却高达 132%, 随着图像信噪比的进一步提升, PNL 算法的运算量优势将更加明显。

从图 3 的恢复结果和表 1 中 MSE 数据对比可以看出, 两者性能十分接近。

第二个实验考察 PNL 算法对毫米波图像的恢复能力和运算量。图 4(a) 是光学图像原图, 图 4(b) 是使用 91.5 GHz 单通道毫米波辐射计进行二维扫描获取的无源毫米波图像, 图 4(c) 和 4(d) 是分别使用 PL 算法和 PNL 超分辨算法得到的图像。PL 算法的迭代次数为 428, PNL 算法粗恢复的迭代次数为 7, 精细恢复的迭代次数为 18 次, PNL 算法的运算量仅为 PL 算法的 5.8%。通过对实际毫米波图像的超分辨性能对比, 可以看到 PNL 算法的性能到达或接近 PL 算法的性能, 实时性显著提高。

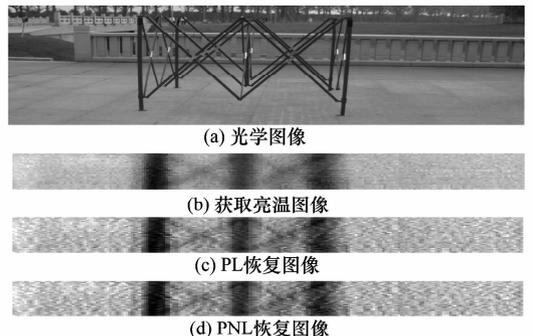


图 4 PNL 算法的恢复能力

## 5 结束语

本文提出的 PNL 算法是一种由 Newton 算法和 PL 算法结合而构成的新型超分辨算法,它具有 Newton 算法的快速性和 PL 算法的频谱外推能力。PNL 算法是针对第三代成像体制的实时超分辨算法,从该算法与 PL 算法的对比来看,PNL 算法的运算量远小于 PL 算法,且运算量具备稳定性,不随信噪比的变化而大幅度波动。从图像恢复质量来看,PNL 算法的图像超分辨性能接近 PL 算法。它具备低信噪比图像实行超分辨算法的能力,且不敏感于图像或噪声的分布模型,是一种适合于第三代无源毫米波成像系统的超分辨算法。

## 参考文献:

- [1] Yue L, Archer J W, Tello J, et al. Performance evaluation of a passive millimeter-wave imager[J]. *IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques*, 2009, 57(10): 2391 - 2405.
- [2] Chih-Chieh C, Abbaspour-Tamijani A. Evaluation of a novel topology for MEMS programmable reflect array antennas[J]. *IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques*, 2009, 57(12): 3333 - 3344.
- [3] Schlaerth J, Vayonakis A, Day P, et al. A millimeter and sub-millimeter kinetic inductance detector camera[J]. *Journal of Low Temperature Physics*, 2008, 151(2): 684 - 689.
- [4] Sato H K, Sawaya K, Mizuno K, et al. Development of 77 GHz millimeter wave passive imaging camera [C] // *Proc. of the IEEE Sensors*, 2009: 1632 - 1635.
- [5] Hunt B R, Sementilli P. Description of a Poisson imagery super resolution algorithm[J]. *Astronomical Data Analysis Software and Systems*, 1992, 25: 196 - 199.
- [6] Yuan Q, Zhang L, Shen H, et al. Adaptive multiple-frame image super-resolution based on u-curve[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2010, 19(12): 3157 - 3170.
- [7] Serbes A, Durak L. Optimum signal and image recovery by the method of alternating projections in fractional Fourier domains[J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2010, 15(3): 675 - 689.
- [8] Seung-Won J, Tae-Hyun J, Sung-Jea K. A novel multiple image deblurring technique using fuzzy projection onto convex sets[J]. *IEEE Letters on Signal Processing*, 2009, 16(3): 192 - 195.
- [9] Zheng X, Yang J Y. Super-resolution processing of passive millimeter-wave images based on adaptive projected Landweber algorithm for passive millimeter wave imaging[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2008, 19(4): 709 - 716.
- [10] Atluri S N, Kuo C L, Liu C S. A modified Newton method for solving non-linear algebraic equations[J]. *Journal of Marine Science and Technology*, 2009, 17(3): 238 - 247.
- [11] Argyros L K. On a class of Newton-like methods for solving nonlinear equations[J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2009, 228(1): 115 - 122.
- [12] Xiao C, Deng Y J. A new Newton-Landweber iterations for inverse problems[J]. *Journal of Applied Mathematics and Computing*, 2011, 36(1): 489 - 505.
- [13] Hunt B R. A matrix theory proof of the discrete convolution theorem[J]. *IEEE Trans. on Audio and Electroacoustics*, 1971, 19(4): 285 - 288.
- [14] Hoyle D C. Accuracy of pseudo-inverse covariance learning-a random matrix theory analysis[J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 33(7): 1470 - 1481.
- [15] Qu G R, Wang C F, Jiang M. Necessary and sufficient convergence conditions for algebraic image reconstruction algorithms[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2009, 18(2): 435 - 440.
- [16] 郑鑫, 杨建宇, 李良超, 等. 无源毫米波成像最大似然多重网格超分辨算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2008, 30(3): 393 - 396. (Zheng X, Yang J Y, Li L C, et al. Maximum likelihood multigrid super-resolution algorithm for passive millimeter wave imaging [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2008, 30(3): 393 - 396.)