

# 基于模拟的月球氢分布图像重建方法研究\*

冒晓莉<sup>1</sup> 朱雪波<sup>1</sup> 马涛<sup>2†</sup> 蔡仁伟<sup>2</sup> 吴柯汎<sup>2</sup>

(1 南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044)

(2 中国科学院紫金山天文台 南京 210023)

**摘要** 获取准确的月球水氢分布图对于水冰的探测研究和后续深空探测均具有重要的科学价值. 基于中子探测器的探测原理和卫星图像降质过程, 构建了以kappa函数为基础的、具备移变特性的点扩散函数, 对图像进行模糊加噪后得到模拟的探测图像. 重点采用最大熵算法和Richardson-Lucy算法对模拟的探测图像进行重建, 以目视效果、卡方检验和真实性检验作为评价标准进行对比研究. 实验结果表明, 无论是低噪还是高噪下, 直接重建均无法取得较为理想的重建结果. 经过去噪预处理后, 在卡方检验安全的前提下, 从总体效果来看, 重建结果均优于预处理之前的情形. 其重建图像真实性检验中偏差较大的点明显减少, 意味着该方法可以获得更加准确可靠的重建结果.

**关键词** 航天器; 仪器, 行星和卫星; 探测, 技术; 图像处理

**中图分类号**: P184; **文献标识码**: A

## 1 引言

早在上世纪60年代, 科学家就已预言月球上可能存在大量水冰. 由于月球特殊的地理环境, 一些区域的撞击坑常年不被太阳照射, 平均温度低于 $-180^{\circ}\text{C}$ , 形成冷阱区, 因此在这些永久阴影区中很可能存在尚未挥发的水冰物质. 通过几百万年的积累, 使得这些区域水冰的含量极大, 科学家估算有上百亿吨<sup>[1-3]</sup>. 这些水冰不仅对于水冰的探测研究具有一定的科学价值, 对后续建立人类基地进行深空探测具有极大的吸引力. 最近的观测数据进一步证明了月球南北极确实存在水冰<sup>[4-5]</sup>, 嫦娥5号探测器所带回的月球样本也证实了水或羟基的存在<sup>[6]</sup>, 自此行星探测的热点又回到了月球. 中国、日本、俄罗斯、美国、印度等都提出了后续的月球探测计划, 把月球水冰探测作为重要的科学目标

之一.

由于月球没有大气和磁场的保护, 太阳风以及宇宙射线持续轰击月球表面产生大量的次级中子, 其中超热中子通量对于表面氢元素的含量非常敏感, 依据这一特性可采用中子谱仪进行超热中子通量探测, 尽管中子谱仪并不能区分氢的不同形式的化合物, 但是可以据此识别月面富集氢的区域, 间接探明月球的水冰分布情况. 中子通量谱探测为天体表面物质成分探测的常用技术<sup>[7]</sup>, 当高能宇宙射线与月壤发生作用时会产生中子和其他粒子, 在此过程中, 当超热中子(能量在1 eV至10 eV之间的中子)与质量大小相近的氢原子发生碰撞时会损失大部分能量变成热中子(能量约为0.025 eV的中子)<sup>[8-10]</sup>, 这使得该区域内的超热中子通量较低, 热中子通量较高. 而月球的中低纬地区由于常年接受

2023-12-05收到原稿, 2024-01-24收到修改稿

\*国家自然科学基金项目(41605120、42474234), 中国科学院支撑技术人才项目, 333优秀青年人才项目以及国家重大专项CE7月球中子伽玛谱仪项目资助

†matao@pmo.ac.cn

太阳光的直射,月表温度很高,几乎不可能有水冰的存在,因此该区域的超热中子通量较高,热中子通量较低.通过对比月球高纬度区域与中低纬区域的中子通量关系即可间接得到月球表面水氢的分布情况.中子探测器虽然具有对水氢探测高灵敏度的优点,但其空间分辨率与轨道高度呈负相关<sup>[11]</sup>.若通过降低轨道高度的方法来提高探测器的空间分辨率势必会增加卫星平台的设计难度.此外,在探测月表的过程中,中子探测器无法完全屏蔽探测区域外的中子信号,这将对探测图像产生影响<sup>[12]</sup>,使得探测器获得的图像存在较大的噪声,导致有效信息减少,图像质量下降.综合以上考虑,使用图像重建技术来辅助提高探测图像的空间分辨和质量是很有必要的.

在当今的图像处理领域,图像重建技术备受关注.这种技术的出现主要是为了解决成像过程中出现的“退化”.所谓的“退化”现象,是指成像系统在采集、处理及传输图像过程中,由于受到各种因素的影响,如散焦、设备与物体间的相对运动以及系统自身携带的本底噪声等,导致图像的质量无法达

到要求<sup>[13-15]</sup>.重建技术可以视为一种“解方程”的过程,这一过程是根据成像系统的特性,选取合适的算法来求解图像.值得注意的是,图像重建技术的最终目的是最大限度还原图像的本真.这意味着可以将原本不完美的图像转化为清晰度较高、细节丰富的图像,从而提供更真实的信息.

## 2 图像重建原理

降质图像恢复过程如图1所示,由于缺乏有效的图像数据,故在前期的研究中采用模拟的月球水氢分布探测图像,不仅可以解决探测图像匮乏的困境,而且有了原初图像作为对比,可以更好地分析算法的优劣.重点采用最大熵算法、Richardson-Lucy算法(以下简称RL算法)两种方法对月表中子的模拟探测图像进行处理,并对结果进行比对分析从而得到较优的图像重建算法.此外,还引入非负最小二乘法(Non-negative least squares, NNLS)和共轭梯度法进行对比分析,其基本原理在此不再赘述.

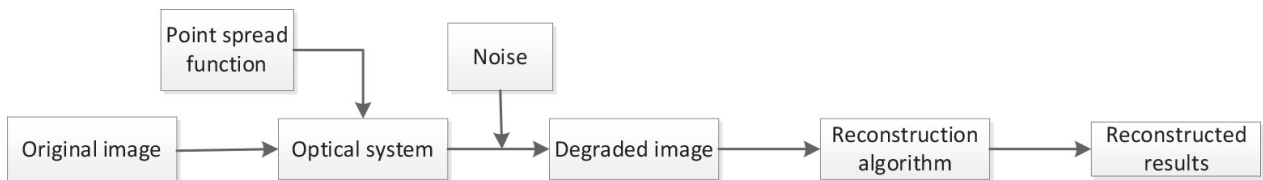


图 1 降质图像构建及恢复流程

Fig. 1 Degraded image construction and recovery process

### 2.1 最大熵原理

黄乾坤等<sup>[16]</sup>对以Shannon熵为基础的最大熵原理进行了介绍,阐述了经典最大熵的基本内容,讨论了在不同约束为前提的最大熵优化问题的一般形式,并针对经典最大熵的不足之处,指出了一些具体的改进方向.在不同的情况下应用最大熵原理时,遵循以下准则:在有限条件的约束下,遇到不确定性时,就要保持最大的可能性,通俗一点来说,就是在有限的已知条件下保持事物的信息量(熵)最大,在满足已有信息作为约束的条件下,推导出随机变量的概率分布.此法被广泛应用在金融、图像

处理、气象等领域中,展现出了较大的实用价值和研究意义<sup>[17-19]</sup>.

假设原初图像为 $\mathbf{X}$ ,降质图像为 $\mathbf{Y}$ ,成像系统的点扩散函数(PSF)为 $\mathbf{H}$ ,噪声为 $\mathbf{n}$ ,则降质图像可表示为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X} * \mathbf{H} + \mathbf{n}, \quad (1)$$

其中 $*$ 代表卷积,我们需要注意的是,在公式推导阶段,为避免复杂运算是没有考虑噪声的.设整个降质图像 $\mathbf{Y}$ 有 $M$ 个像元,原初图像 $\mathbf{X}$ 有 $N$ 个像元,且

$$\sum_{i=1}^N X_i = 1, \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^N X_k H_{k,i} = Y_k, \quad (3)$$

其中  $1 \leq k \leq M$ ,  $X_i$  表示  $\mathbf{X}$  中的第  $i$  个元素,  $H_{k,i}$  表示  $\mathbf{H}$  中的第  $(k, i)$  处的元素,  $Y_k$  表示  $\mathbf{Y}$  中的第  $k$  个元素. 最大熵的方法要求在满足(2)式、(3)式这两项约束的前提下使得图像的熵最大.

采用逐次逼近的方法, 依据 Bonavito 等<sup>[20]</sup> 所提出的迭代公式, 构造出如下算法:

$$\delta\lambda_k = \ln Y_k - \ln(\mathbf{H} * X_k), \quad (4)$$

$$\lambda_{k+1} = \lambda_k + \delta\lambda_k, \quad (5)$$

$$X_k = c \cdot \exp(\lambda_k * \mathbf{H}), \quad (6)$$

其中  $\delta\lambda_k$  是  $\lambda_k$  的改变量,  $\lambda_k$  为采用拉格朗日乘子法所引入的第  $k$  个待求解参数, 从一个初始的  $\lambda_0 = 0$  (此时熵最大, 但是不满足约束方程),  $c$  是比例常数.

## 2.2 RL算法

RL算法是20世纪70年代Richardson和Lucy等提出的一种基于贝叶斯理论迭代算法, 其中心思想是: 通过自身的不断迭代, 使得输出的图像是理想图像的最大似然估计<sup>[21]</sup>. RL算法服从泊松分布时, 迭代方程为:

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{X}}^{(r+1)}(x, y) = \\ \bar{\mathbf{X}}^{(r)}(x, y) \left[ \frac{\mathbf{Y}(x, y)}{\mathbf{H}(x, y) * \bar{\mathbf{X}}^{(r)}(x, y)} \right] * \mathbf{H}(-x, -y), \end{aligned} \quad (7)$$

该式子求解的是最大似然概率的解, 重建精度在常规算法中占有优势. 式中  $r$  为迭代次数,  $(x, y)$  为图像的二维表现形式,  $\bar{\mathbf{X}}^{(r)}(x, y)$  为第  $r$  次重建得到的图像,  $\mathbf{H}(-x, -y)$  为点扩散函数  $\mathbf{H}(x, y)$  的共轭.

## 3 探测图像的构建

此处构建出一幅原初图像, 如图2所示. 需要强调的是, 图形“7”的附近构建了两个像素点, 用于测试重建算法对于小信息量的恢复能力.

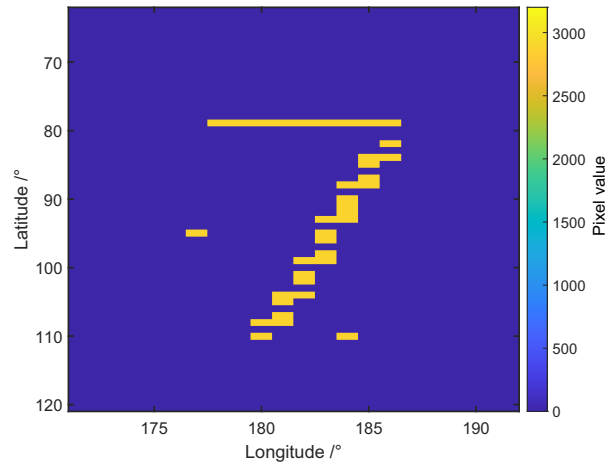


图2 模拟所得的原初图像

Fig. 2 Original image from simulation

### 3.1 点扩散函数

在实际应用中, 成像系统的PSF模型与物体的空间位置有关, 此类系统被称为空间移变系统. 反之, PSF模型与物体的空间位置关系不大, 那么这个系统就被称为空间移不变系统. 就目前而言, 对于空间移不变系统的图像复原方法研究已经较为深入, 主要包括频域法、迭代法和递归法等. 但对于空间移变系统来说, 由于物面上每个点都对应着一种特定的PSF形式, 因此恢复求解的难度较大. 为了解决这个问题, 可以采用相关方法将其近似视为空间移不变系统的图像复原问题进行解决.

在进行研究时, 由于月球可以近似为球形, 因此探测器对月球进行探测时, 不同纬度单位时间内卫星扫过的探测面积是不同的, 纬度越低单位时间探测器扫过的距离越长, 对应的面积越大. 考虑到由于球面图像投影到平面时会发生形变, 因此月面上的每个点经过卫星探测器成像系统后所对应的PSF值与其所在经纬度有关, 故属于空间移变系统. 因此, 需要采用适当的PSF模型来获取月球不同点的PSF的解析值, 将空间移变系统近似为空间移不变系统从而进行进一步处理. 前人研究发现若使用高斯函数对卫星成像系统的PSF进行建模时, 出现了曲线尾部不能很好拟合的现象, 而其所引用的kappa函数能够避免这一缺陷<sup>[22-23]</sup>. 具体公式如下:

$$\begin{cases} W(D, h) = \left(1 + \frac{D^2}{2\alpha(h)^2}\right)^{-\kappa(h)-1}, \\ \alpha(h) = 0.704h + 1.39, \\ \kappa(h) = -4.87 \times 10^{-4}h + 0.631, \end{cases} \quad (8)$$

式中 $\alpha$ 与 $\kappa$ 均为拟合参数,  $h$ 为探测器的轨道高度, 其中 $D$ 为月球上某一点与星下点的距离. 需要注意的是, 在利用(8)式计算时, 若是某一个区域的kappa函数 $W(D, h)$ 的值过小时, 可以近似为0, 以此来提高图像重建算法的效率.

如图3为已知经纬度求距离 $D$ 的示意图, 为方便计算, 我们将月球近似为球体, 并依此建立 $o-xyz$ 坐标系. 假设卫星与球心连线与表面的交点 $B$ , 即探测器的星下点位置,  $A$ 为除了星下点的某一点, 弧长 $AB$ 即为 $D$ .  $A$ 点经纬度为 $(\theta_A, \varphi_A)$ ,  $B$ 点的经纬度为 $(\theta_B, \varphi_B)$ . 由图3中可以看出,

$$\Delta z = R|\sin \varphi_B - \sin \varphi_A|, \quad (9)$$

$$\Delta y = R|\cos \varphi_B \sin \theta_B - \cos \varphi_A \sin \theta_A|, \quad (10)$$

$$\Delta x = R|\cos \varphi_B \cos \theta_B - \cos \varphi_A \cos \theta_A|, \quad (11)$$

其中 $\Delta x$ 、 $\Delta y$ 、 $\Delta z$ 分别代表 $A$ 、 $B$ 两点在 $x$ 、 $y$ 、 $z$ 轴上的差. 依据上式求出两点之间弦长 $AB$ , 令其为 $Q$ :

$$Q = \sqrt{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2 + (\Delta z)^2}. \quad (12)$$

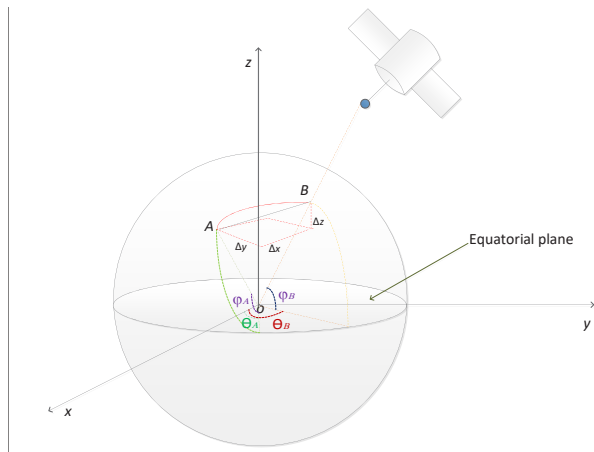


图 3 已知经纬度求 $D$ 的示意图

Fig. 3 Schematic diagram of calculating  $D$  with known longitude and latitude

由平面几何可知弧长与弦长的关系为:

$$D = 2R \arcsin(Q/2R), \quad (13)$$

式中,  $R$ 为月球半径.

由于探测器对月表进行探测时无法一次性获得全月表图像, 因此需要考虑探测器接收到的光子数量与对应区域的发射光子数出现不守恒的情况. 为应对这一状况, 需要对 $H$ 进行系数修正, 修正后的 $H$ 的表达式如下:

$$H = F * m, \quad (14)$$

其中 $F$ 为kappa函数值构成的矩阵,  $m$ 为修正系数矩阵, 经过添加点扩散函数操作后的图像如图4所示.

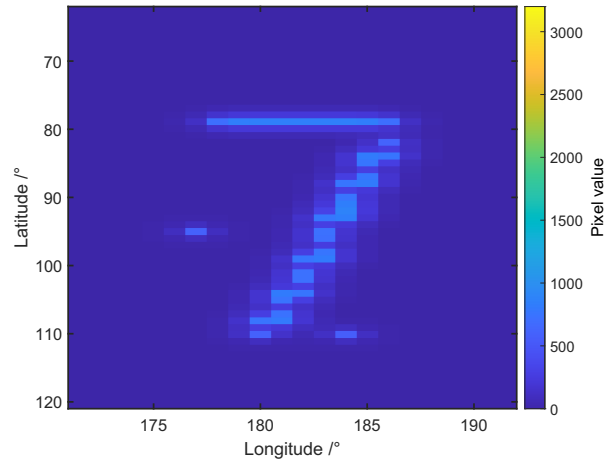


图 4 添加点扩散函数之后的图像

Fig. 4 Image after adding point spread function

### 3.2 噪声的构建

空间遥感成像的噪声来源于在轨数据的本底噪声和探测器测量到的光子统计涨落(符合泊松分布). 鉴于本底噪声主要来自于宇宙射线与探测器及其周围材料发生作用时产生的中子信号本底计数, 在添加本底噪声时, 用整幅图像的像素平均值 $u$ 代表一个基本的噪声添加量. 在给定图像添加本底噪声后, 针对每个像素值执行统计涨落的添加操作, 这一过程所添加的噪声值为像素值的平方根.

噪声添加完成后如图5所示, 当添加的本底噪声值达到 $5u$ 时, 图像质量明显下降, 几乎被噪声所淹没.

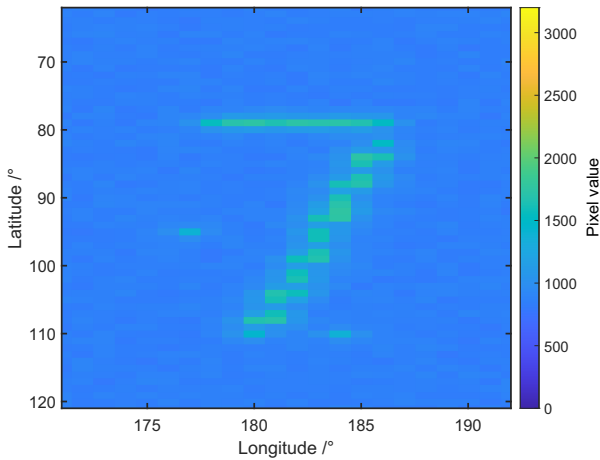


图5 本底噪声值为 $5u$ 的降质图像

Fig. 5 Degraded image with background noise value of  $5u$

### 3.3 实现手段

依据第2节模拟得出水氢分布的降质图像, 采用该节中所描述的两种方法对模拟的降质图像进行重建, 并对重建结果进行对比研究.

本文采用科学运算语言MATLAB和C++混合编程对图像进行恢复重建工作. 由于MATLAB中所有的变量均为向量形式, 整体计算时效率较高, 而对于向量中的单个元素, 或将向量作为单个循环变量处理时, 过程变得复杂且效率降低, 而C++在循环方面的高效率可以很好地弥补MATLAB的缺陷, 故采用混合编程增加运行效率.

### 3.4 重建判定方法

在图像重建对比研究中, 主要以图像重建结果、卡方检验和真实性检验作为评判依据, 下面对卡方检验和真实性检验这两种判定方法进行详细说明.

图像重建的评判首先是重建结果的视觉效果, 但是深空探测图像仅仅靠这个是没有办法来判断的, 因此这里引入卡方检验.

卡方检验<sup>[24-26]</sup>是采用统计算法反映重建图像 $\bar{X}$ 与降质图像 $Y$ 之间的偏离程度, 具体公式如下:

$$\chi^2 = \sum \frac{(Y - \bar{X} * H)^2}{\sigma^2}, \quad (15)$$

式中 $\sigma$ 代表标准偏差矩阵, 其大小与 $Y$ 一致. 理想状态下, 恢复的图像 $\bar{X}$ 即为原初图像 $X$ , 那么 $(Y - \bar{X} * H)$ 即为 $n$ . 上式卡方检验中首先关注的是卡方分布要满足正态分布, 在此前提下, 比较各种恢复方法的卡方值, 在卡方分布基本一致的情况下, 卡方值越小说明恢复效果越理想.

真实性检验是在卡方检验合理的情况下, 检验重建图像与原初图像的偏离. 因实际不存在真实的月球水氢分布图, 故真实性检验仅针对模拟降质图像的恢复分析. 真实性检验公式如下:

$$S = \frac{\bar{X} - X}{\sigma}, \quad (16)$$

其中 $S$ 为像素的真实性检验值所构成的矩阵.

由(16)式可以看出, 若 $X$ 和 $\bar{X}$ 之间的差距越小,  $S$ 中的元素值越小且越接近0. 若 $S$ 元素值的分布趋于0附近, 说明复原图像与原初图像的拟合度高. 同时规定若 $S$ 当中某点的值分布在 $\pm 3$ 个标准偏差范围以外, 则该点为偏差较大的点. 需要注意的是, 真实性检验是要在解合理的情况下才安全, 其中解合理为卡方分布满足正态分布准则.

## 4 实验结果

### 4.1 未经过预处理的重建结果

为了对比分析不同噪声图像的重建效果, 构建了本底噪声值为 $u$ 和 $5u$ 的降质图像. 采用最大熵和RL算法对图像进行重建, 并采取了目视效果、卡方值、卡方检验、真实性检验来验证图像重建的效果.

图6给出了两种算法对本底噪声为 $u$ 时的重建结果. 本底噪声值为 $u$ 时最大熵算法的重建结果与RL算法的重建结果几乎一致, 因为图像采用像素块的表示方法, 故肉眼很难分辨二者像素值的区别, 此外, 图像的本底噪声也没有完全去除.

本底噪声为 $5u$ 时两种算法的重建结果如图7所示, 与图6相比, 信息量的轮廓比较模糊, 本底噪声更大, 且重建图像的像素值比原初图像大很多. 但是可以肯定的是, 两种算法在不同噪声条件下的小



信息量恢复能力均较好, 原图小信息量的像素块并没有丢失.

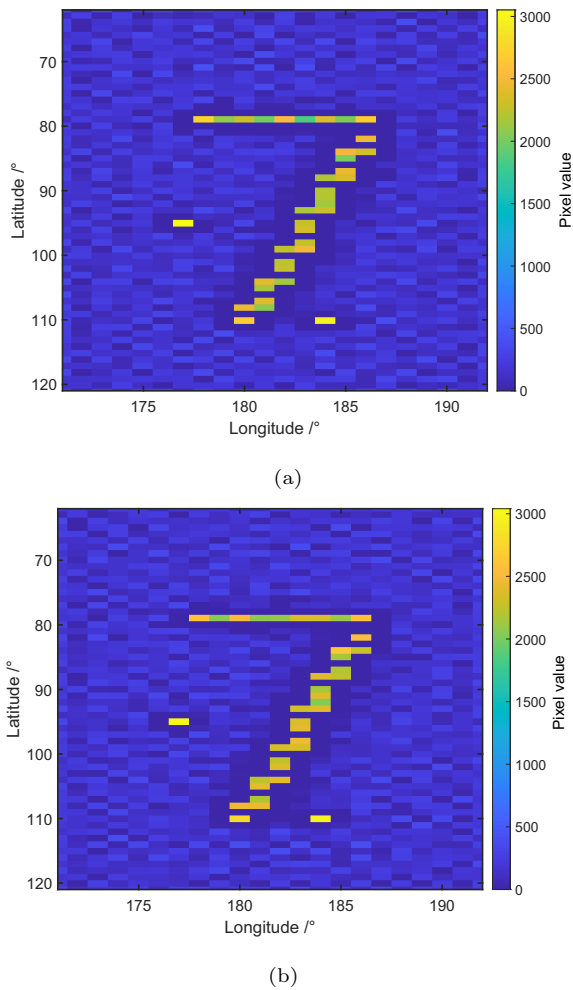


图 6 本底噪声值为  $u$  时不同重建算法的重建结果对比(未预处理). (a)最大熵算法, (b) RL算法.

Fig. 6 Comparison of the reconstruction results of different reconstruction algorithms for background noise value of  $u$  (unpreprocessed). (a) Maximum entropy algorithm, (b) RL algorithm.

以上是目视比较结果, 下面将从卡方检验和真实性检验来比较重建效果. 图8给出了两种算法在本底噪声值为  $u$  时得到的卡方分布图, 图9给出了两种算法在本底噪声值为  $5u$  时得到的卡方分布图. 由图9可见, 本底噪声值为  $5u$  的两种算法的卡方分布显示出了近乎一致的分布, 基本上满足正态分布的准则. 而图8本底噪声值为  $u$  的两种算法的卡

方分布虽然大体上也是保持一致的, 但在局部的细节上还是有明显差距的, 且卡方值的分布范围已达到  $\pm 15$  个标准偏差左右. 表1给出了两种算法在不同噪声条件下的卡方值, 由表可知, 本底噪声值为  $5u$  的两种算法重建的卡方值均小于本底噪声为  $u$  的卡方值, 且两种算法所得出的值近似相等, 那么意味着高噪声的情况下, 算法的重建效果得到了抑制, 也就是说重建图像的噪声几乎没有被去除, 导致重建图像与降质图像有很强的相关性.

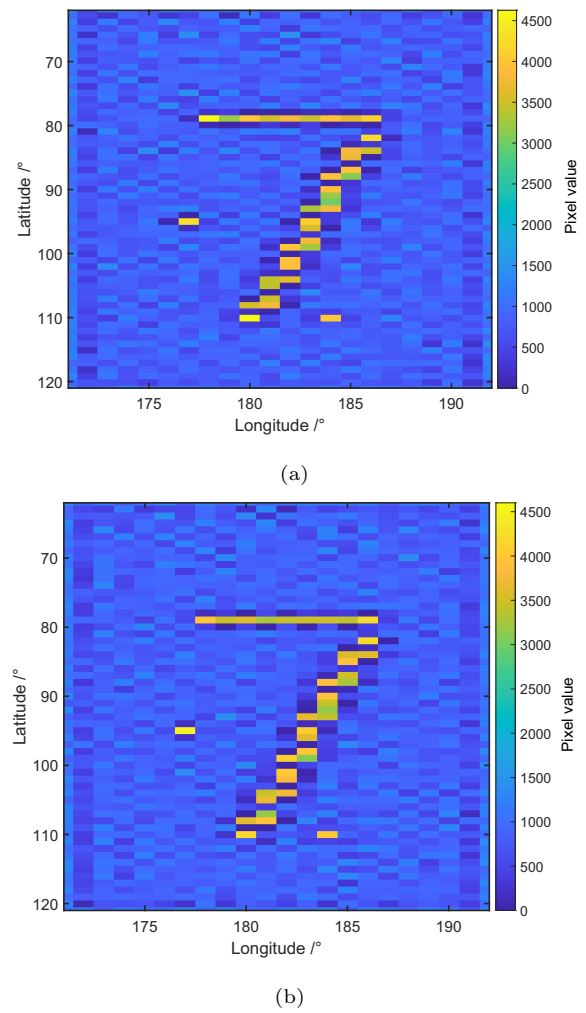
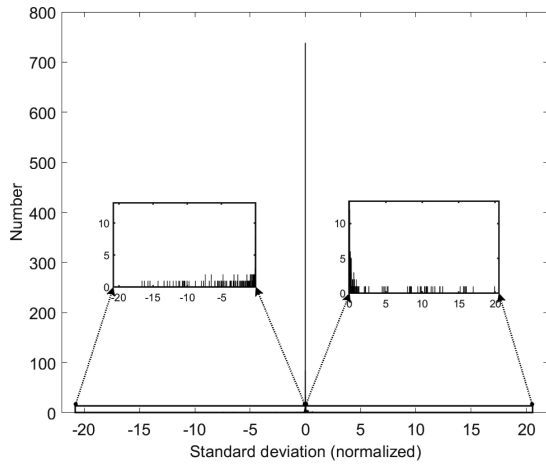
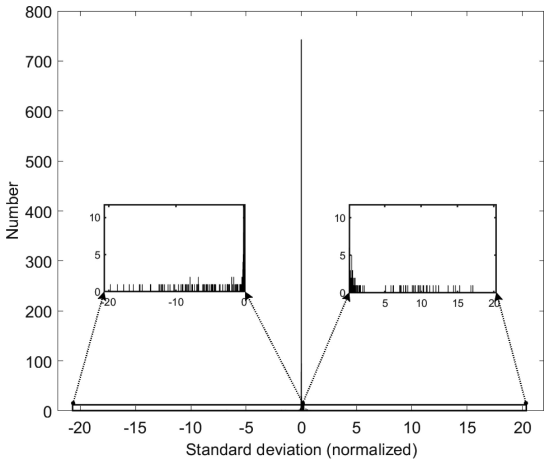


图 7 本底噪声值为  $5u$  时不同重建算法的重建结果对比(未预处理). (a)最大熵算法, (b) RL算法.

Fig. 7 Comparison of the reconstruction results of different reconstruction algorithms for background noise value of  $5u$  (unpreprocessed). (a) Maximum entropy algorithm, (b) RL algorithm.



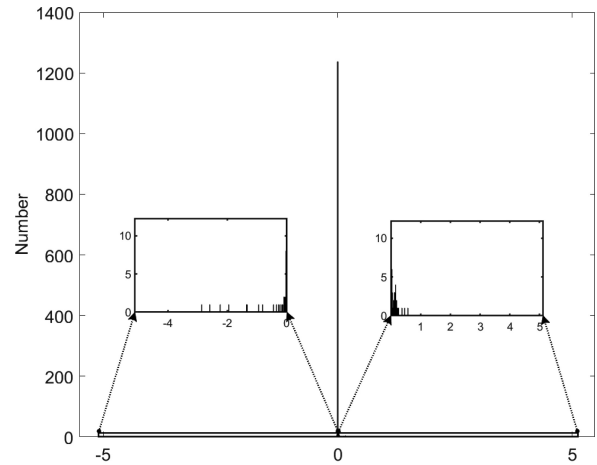
(a)



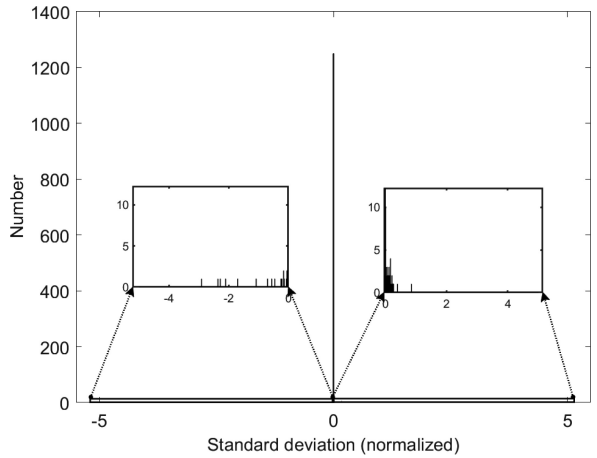
(b)

图 8 本底噪声值为 $u$ 时不同算法的卡方分布对比(未预处理). (a)最大熵算法, (b) RL算法, 局部放大图展示的是其分布详情, 下同.

Fig. 8 Comparison of the chi-square distributions of different algorithms for background noise value of  $u$  (unpreprocessed). (a) Maximum entropy algorithm, (b) RL algorithm, the enlarged localised map shows the details of its distribution, the same as below.



(a)



(b)

图 9 本底噪声值为 $5u$ 时不同算法的卡方分布对比(未预处理). (a)最大熵算法, (b) RL算法.

Fig. 9 Comparison of the chi-square distributions of different algorithms for background noise value of  $5u$  (unpreprocessed). (a) Maximum entropy algorithm, (b) RL algorithm.

表 1 最大熵算法和RL算法的卡方值(未预处理)

Table 1 Chi-square values of maximum entropy algorithm and RL algorithm (unpreprocessed)

Algorithm	Chi-square value
Maximum entropy algorithm (background noise $u$ )	1116.8
RL algorithm (background noise $u$ )	1129.7
Maximum entropy algorithm (background noise $5u$ )	33.81
RL algorithm (background noise $5u$ )	33.70

图10给出了两种算法在本底噪声值为 $u$ 时的真实性检验分布图, 图11给出了两种算法在本底噪声值为 $5u$ 时的真实性检验分布图. 由两幅图对比可见, 重建图像的像素值均比原初图像大, 且噪声越大这种偏差越大, 由图11的分布来看, 重建图像的大部分像素块的像素值明显大于原初图像. 这一结

论与目视结果的对比是一致的, 从图7的重建图像与原初图像的对比中得到验证, 较少的像素块的像素值与原初图像的像素保持一致, 这意味着重建结果与原初图像的差距随着本底噪声的增大而增大. 而实际探测信号的本底噪声属于较大范畴, 这就需要研究在高本底噪声下如何提高重建效果.

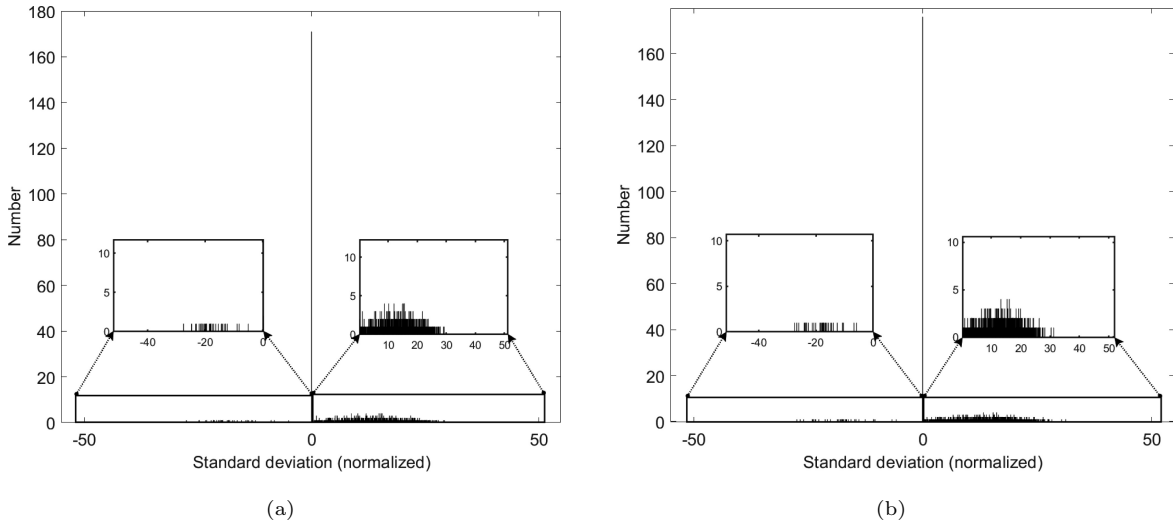


图 10 本底噪声值为 $u$ 时不同算法的真实性检验分布对比(未预处理). (a)最大熵算法, (b) RL算法.

Fig. 10 Comparison of the authenticity test distributions of different algorithms for background noise value of  $u$  (unpreprocessed). (a) Maximum entropy algorithm, (b) RL algorithm.

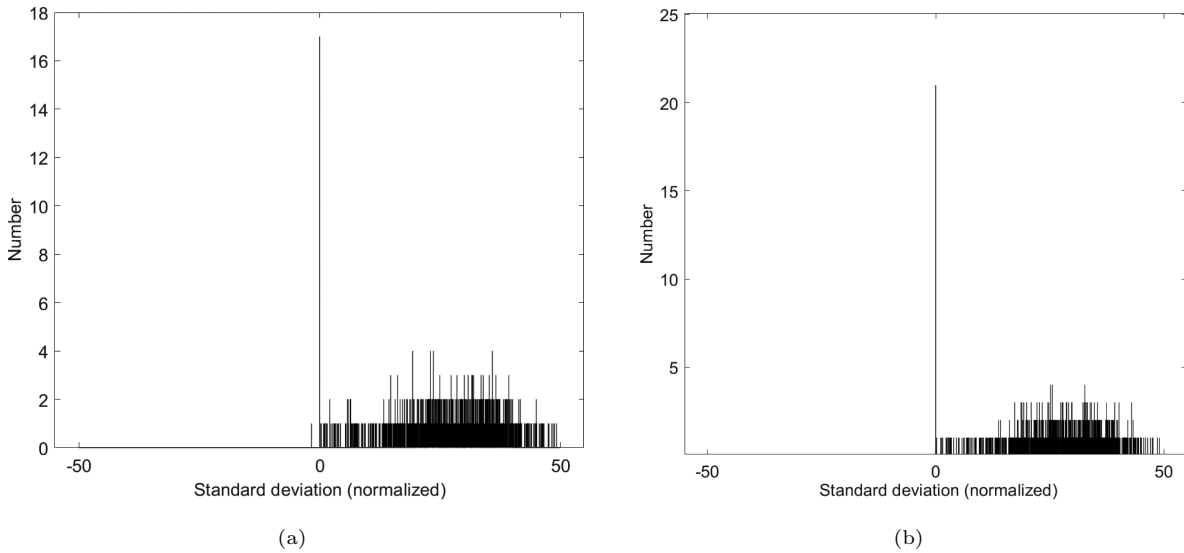


图 11 本底噪声值为 $5u$ 时不同算法的真实性检验分布对比(未预处理). (a)最大熵算法, (b) RL算法.

Fig. 11 Comparison of the authenticity test distributions of different algorithms for background noise value of  $5u$  (unpreprocessed). (a) Maximum entropy algorithm, (b) RL algorithm.



### 4.2 经过预处理的重建结果

由上述对比讨论可知, 随着本底噪声值的增大, 算法的重建能力下降, 所以在重建之前需要先对探测图像进行去噪预处理. 普通的去噪方法如高斯滤波、中值滤波、双边滤波等在一定程度上去除了噪声, 但是同时也会对图像中所包含的信息造成影响, 进而产生错误的信息, 而这种错误对深空探测来说是很严重的. 根据本底噪声的产生原理, 可以根据降质图像的频数直方图选取合适的扣除值, 或者直接测量本底噪声, 在降质图像中去除本底噪声后再重建, 从而提高高本底噪声降质图像的重建效果.

图12给出了本底噪声值为 $5u$ 的降质图像的频数直方图, 由图可以得知降质图像的直方图主要分成两个部分, 800到1000之间分布的主要是噪声, 而1600附近主要为有用的信息. 由于光子统计涨落的影响使得每个背景像素点的本底噪声值几乎是独立的, 而865到870之间的噪声值出现的频率最高, 为此此处选择870的本底噪声值为扣除值, 且扣除870后, 不会影响到图像中的关键信息.

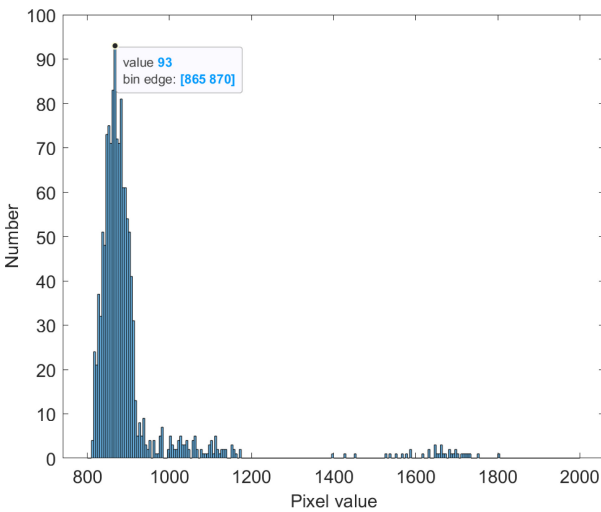


图 12 本底噪声值为 $5u$ 的降质图像的频数直方图

Fig. 12 Frequency histogram of degraded image with background noise of  $5u$

扣除本底噪声后的降质图像如图13所示, 与图5对比可以看出, 大部分噪声已去除, 且点扩散函数也得到了很好的保留.

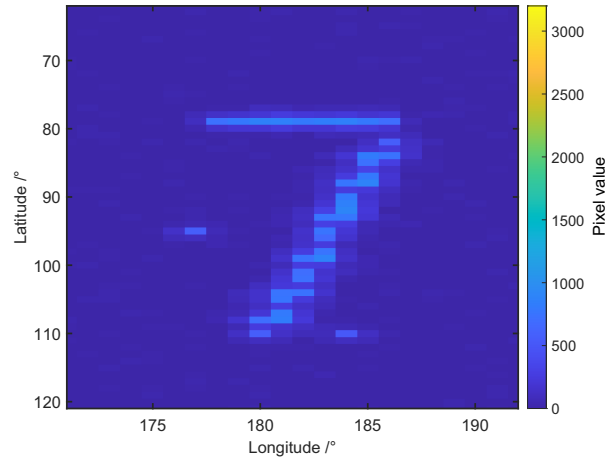
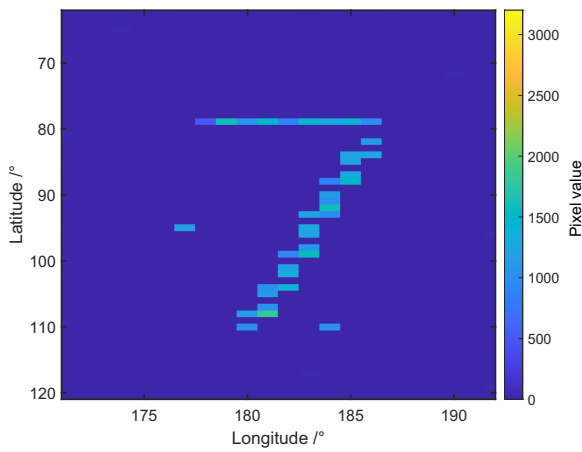


图 13 扣除本底噪声后的降质图像

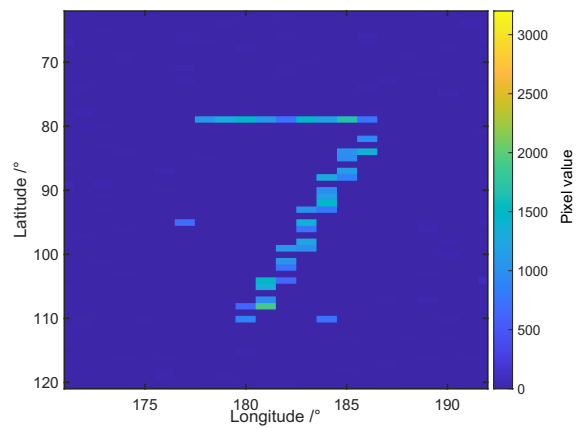
Fig. 13 Degraded image after deducting background noise

采用上述去噪方法对降质图像进行预处理后再进行重建, 重建结果如图14和图15. 两组重建图像延续了图6和图7的一部分特点, 即同一组图像的重建结果较为一致, 且小信息量的像素块均没有丢失. 但两组图像的背景区域噪声得到了很大的改善, 噪声值很小, 包含信息量的区域也很好地进行了恢复和重建.

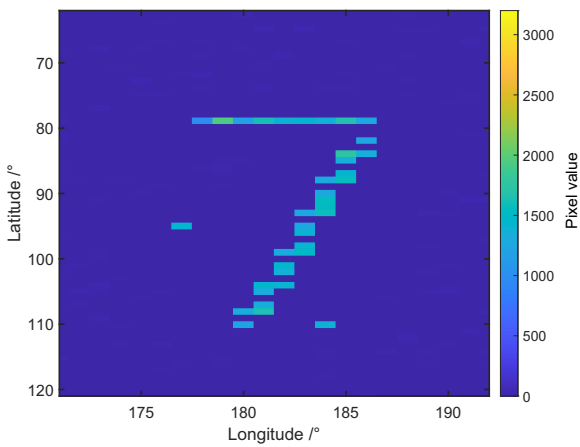
除了直接比较重建图像的目视效果外, 图16也给出了两种算法在本底噪声值为 $u$ 时的卡方分布图, 图17给出了两种算法在本底噪声值为 $5u$ 的卡方分布图, 表2给出了不同算法在不同噪声条件下卡方值的比较结果. 由图16、17可知卡方分布和卡方值的比较结果. 卡方分布基本符合正态分布, 且由两幅图得出, 无论是低本底噪声还是高本底噪声, 最大熵算法均比RL算法略好, 尤其是本底噪声为 $u$ 时, RL算法在远端区域分布较多. 本底噪声为 $5u$ 时, 两者算法的卡方分布均比本底噪声为 $u$ 时要好一些. 根据表2也可以得出以上结论, 高本底噪声时两种算法的卡方值比低本底噪声时要小.



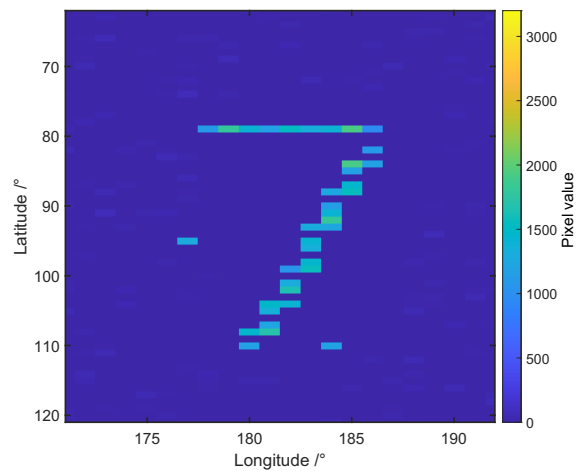
(a)



(a)



(b)



(b)

图 14 本底噪声值为 $u$ 时不同算法的重建结果对比(预处理). (a)最大熵算法, (b) RL算法.

Fig. 14 Comparison of reconstruction results of different algorithms for the background noise value of  $u$  (preprocessed). (a) Maximum entropy algorithm, (b) RL algorithm.

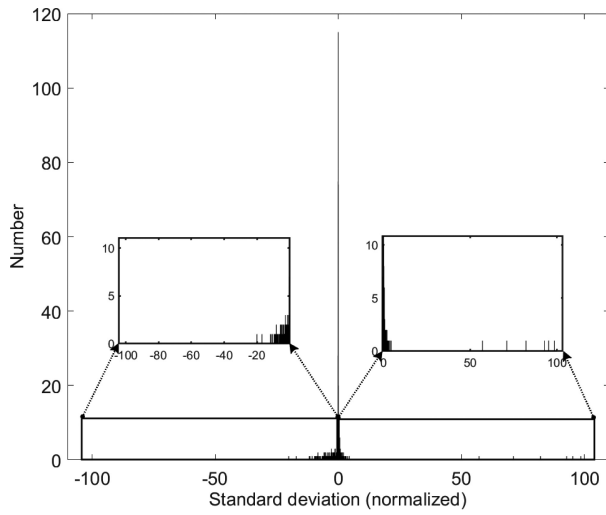
图 15 本底噪声值为 $5u$ 时不同算法的重建结果对比(预处理). (a)最大熵算法, (b) RL算法.

Fig. 15 Comparison of reconstruction results of different algorithms for the background noise value of  $5u$  (preprocessed). (a) Maximum entropy algorithm, (b) RL algorithm.

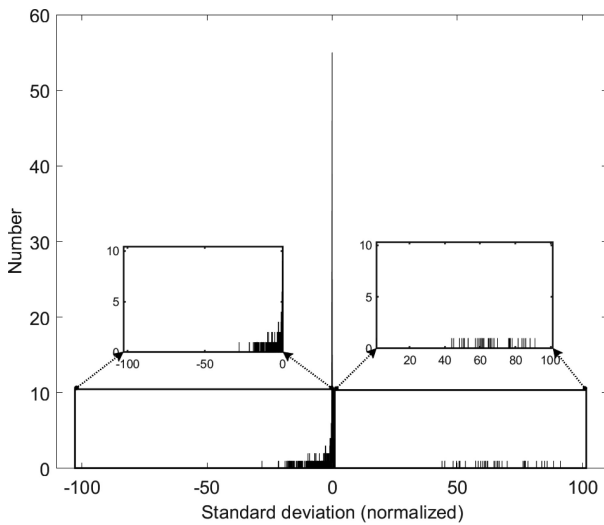
表 2 最大熵算法和RL算法的卡方值(预处理)

Table 2 Chi-square values of maximum entropy algorithm and RL algorithm (preprocessed)

Algorithm	Chi-square value
Maximum entropy algorithm (background noise $u$ )	5015.0
RL algorithm (background noise $u$ )	4330.6
Maximum entropy algorithm (background noise $5u$ )	3547.6
RL algorithm (background noise $5u$ )	2338.6



(a)



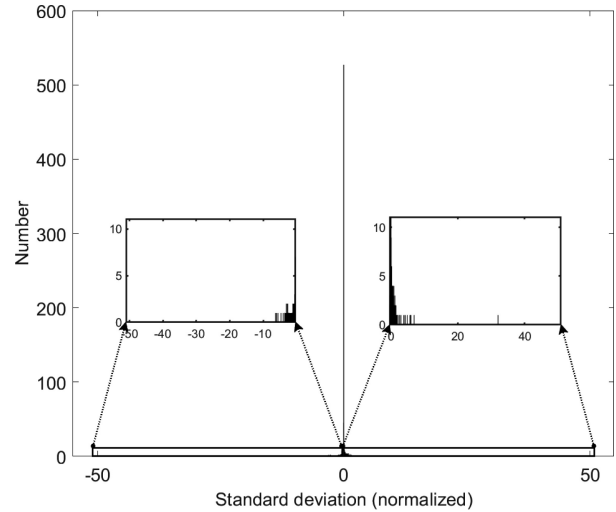
(b)

图 16 本底噪声值为 $u$ 时不同算法的卡方分布对比(预处理). (a)最大熵算法, (b) RL算法.

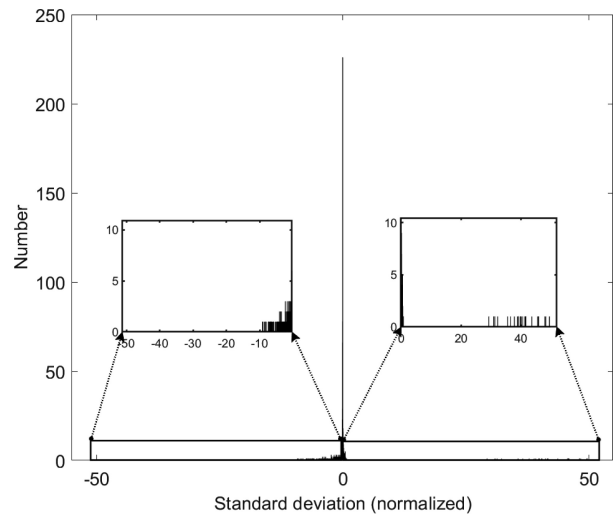
Fig. 16 Comparison of the chi-square distributions of different algorithms for background noise values of  $u$  (preprocessed). (a) Maximum entropy algorithm, (b) RL algorithm.

最后对经过预处理后两种不同噪声下重建结果的真实性检验进行对比分析, 图18给出了两种算法在本底噪声值为 $u$ 时的真实性检验分布图, 图19给出了两种算法在本底噪声值为 $5u$ 的真实性

检验分布图. 对比图18和图19可知真实性分布较未处理前的重建得到了很大的改善, 其分布也都满足正态分布. 本底噪声为 $5u$ 的真实性检验分布比本底噪声为 $u$ 的真实性检验分布更为集中, “0”值处的统计数值更多.



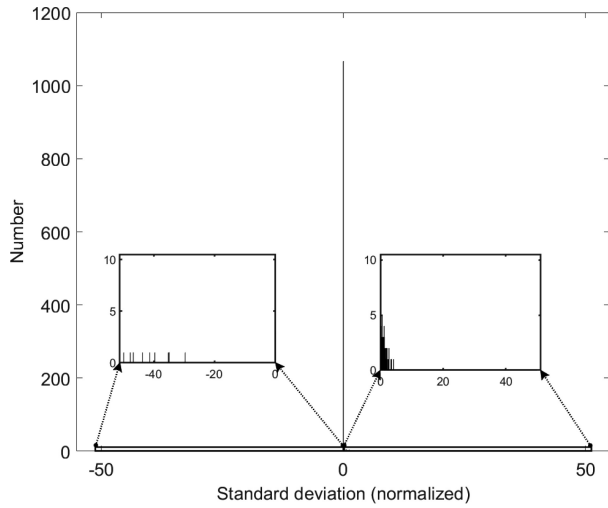
(a)



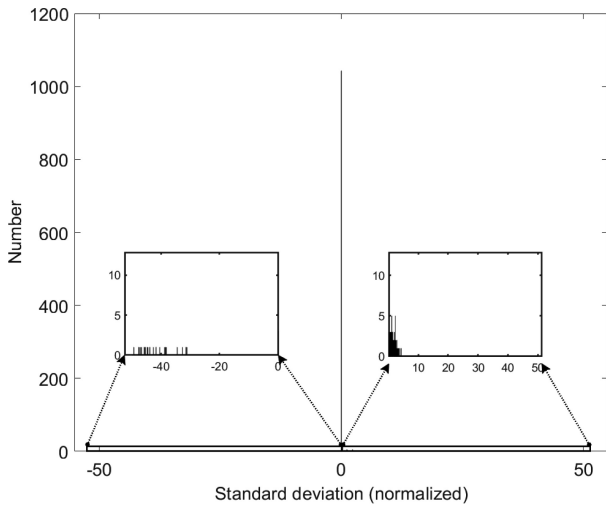
(b)

图 17 本底噪声值为 $5u$ 时不同算法的卡方分布对比(预处理). (a)最大熵算法, (b) RL算法.

Fig. 17 Comparison of the chi-square distributions of different algorithms for background noise values of  $5u$  (preprocessed). (a) Maximum entropy algorithm, (b) RL algorithm.



(a)



(b)

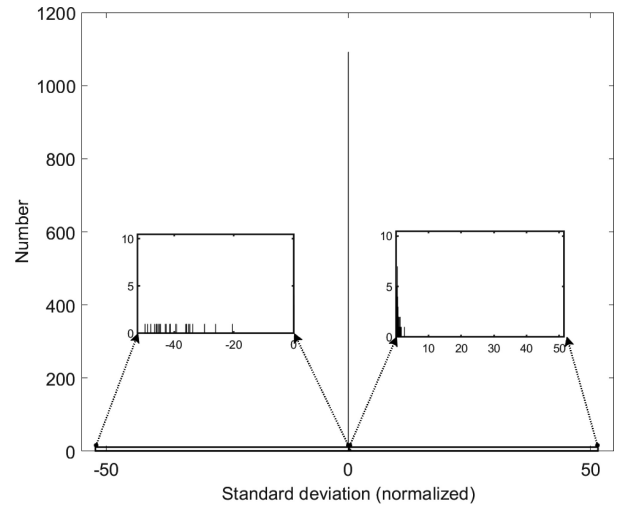
图 18 本底噪声值为 $u$ 时不同算法的真实性检验分布对比(预处理).  
(a)最大熵算法, (b) RL算法.

Fig. 18 Comparison of the authenticity test distributions of different algorithms for the background noise value of  $u$  (preprocessed). (a) Maximum entropy algorithm, (b) RL algorithm.

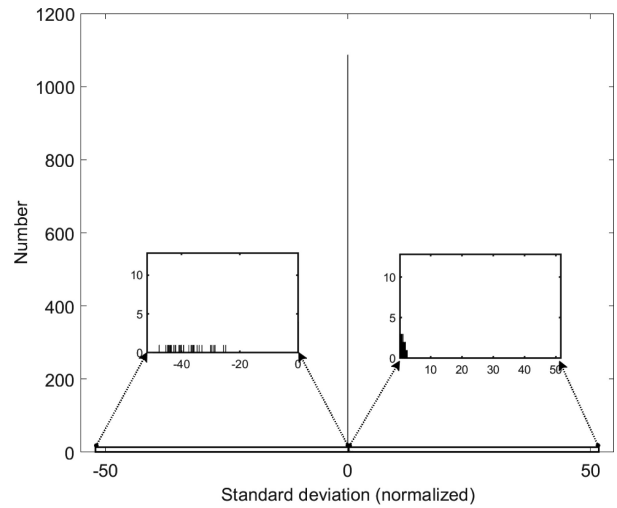
### 4.3 讨论

对比分析了预处理前后两种算法对于不同噪声值的重建效果. 首先是目视效果, 如图6、图7、图14、图15所示. 由上述图片目视可见, 预处理后的最大熵算法、RL算法的重建效果得到了明显的改善, 尤其是高本底噪声下的重建. 由于预处理扣

除本底噪声, 同时也扣除了一部分信息量, 导致预处理后重建图像的像素值比原初图像略小, 而未预处理的重建结果的像素块明显都要高于原初图像的像素值, 且差距较大. 预处理前后这两种算法在保留原初图像的小信息量方面均表现较好, 没有出现信息丢失的情况.



(a)



(b)

图 19 本底噪声值为 $5u$ 时不同算法的真实性检验分布对比(预处理).  
(a)最大熵算法, (b) RL算法.

Fig. 19 Comparison of the authenticity test distributions of different algorithms for the background noise value of  $5u$  (preprocessed). (a) Maximum entropy algorithm, (b) RL algorithm.

为了体现出预处理的必要性, 以真实性检验分布为基础引出两个参数, 一个是0值处的峰值, 一个是偏差较大点的数目. 加入更大本底噪声值 $10u$ 和 $15u$ 的降质图像, 分别对比预处理前后的重建情况. 在此还引入其他两种算法NNLS和共轭梯度算法同时进行比较.

实验结果表明, 随着本底噪声的增加, 图像重建效果明显下降, 但经过去噪预处理后再进行重建发现, 在卡方分布基本满足正态分布的前提下, 目视效果和真实性检验分布均优于预处理前. 表3给出了未经预处理操作下图像重建的真实性检验分布统计结果, 由表3可知, 未经过预处理的降质图像, 随着噪声值的增大, 真实性检验分布的效果在逐

步变差, 本底噪声为 $10u$ 以上0值处的数目全部为0, 出现的基本都是偏差较大的点, 而且本底噪声为 $u$ 和 $5u$ 时的真实性检验分布的效果也不容乐观, 偏差较大点数目较多.

相比于表3, 表4预处理后的重建结果明显更优, 对比可以得知, 经过预处理后的算法其0值处峰值明显增多, 且偏差较大点的数目明显下降. 经过预处理的降质图像重建之后的真实性检验分布也均比较理想, 而且随着噪声值的增加, 4种算法所得出的0值处的峰值和偏差较大点的数目并没有发生较大的改变, 分析比较后发现, 4种算法之间没有明显的区别, 但最大熵算法略显优势.

表 3 真实性检验分布统计表(未预处理)  
Table 3 Authenticity test distribution statistics table (unprocessed)

Algorithm	Background noise $u$		Background noise $5u$		Background noise $10u$		Background noise $15u$	
	Peak value at 0	Larger deviation point	Peak value at 0	Larger deviation point	Peak value at 0	Larger deviation point	Peak value at 0	Larger deviation point
Maximum entropy algorithm	145	1047	17	1288	0	1318	0	1320
RL algorithm	165	1046	24	1287	0	1318	0	1320
NNLS	188	1029	24	1287	0	1318	0	1320
Conjugate gradient method	45	1076	23	1287	0	1318	0	1320

表 4 真实性检验分布统计表(预处理)  
Table 4 Authenticity test distribution statistics table (preprocessed)

Algorithm	Background noise $u$		Background noise $5u$		Background noise $10u$		Background noise $15u$	
	Peak value at 0	Larger deviation point	Peak value at 0	Larger deviation point	Peak value at 0	Larger deviation point	Peak value at 0	Larger deviation point
Maximum entropy algorithm	1011	2	1093	38	1075	39	1063	38
RL algorithm	1026	7	1076	38	1035	45	1023	37
NNLS	1083	33	1139	46	1087	69	1070	40
Conjugate gradient method	1029	94	1081	89	1023	119	1017	80

## 5 结论

本文围绕模拟的行星表面中子探测的分布图像数据,以kappa函数模型作为PSF,该模型函数被多个任务(如Lunar Prospector、Mars Odyssey等)用于图像重建研究,以此为基础在不同的噪声条件下,采用最大熵、RL两种重建算法对图像进行重建.由于空间探测图像的重建有别于一般图像的重建,拟采取目视、卡方检验和真实性检验3种方法.并对重建效果进行对比研究,结果如下:

(1)分析可知,随着本底噪声的增加,重建效果显著变差.而卡方检验中的卡方值在变小,这是因为高本底噪声下重建图像几乎没有去除噪声,导致重建图像与降质图像关联性较强.

(2)由经过去噪预处理后再重建发现,虽然卡方检验的卡方值在变大,但分布仍符合正态分布.预处理后的真实性检验明显得到了大幅度的提升,这充分肯定了预处理的重要性.

(3)在多种维度分析比较中发现,最大熵和RL算法的重建效果没有本质的区别,但前者略占优势.

本次研究不能克服传统算法的一些限制,但是它为传统算法的改进提供了有益的基础.未来将进一步优化文中两种重建算法,重点针对两种算法在不同噪声条件下的卡方检验,使得以卡方检验为依托的真实性检验分布更加精准,在此基础上得出更为准确且清晰的月球表面水氢分布图.

## 参考文献

- [1] Elphic R C, Eke V R, Teodoro L F A, et al. *GeoRL*, 2007, 34: 13204
- [2] Teodoro L F A, Eke V R, Elphic R C, et al. *JGRE*, 2014, 119: 574
- [3] Feldman W C, Lawrence D J, Elphic R C, et al. *JGRE*, 2000, 105: 4175
- [4] 王艳玲, 刘国福, 杨俊. *核电子学与探测技术*, 2011, 31: 5
- [5] Colaprete A, Schultz P, Heldmann J, et al. *Science*, 2010, 330: 463
- [6] Hu S, He H, Ji J, et al. *Nature*, 2021, 600: 49
- [7] 杜宇, 盛丽艳, 张焯, 等. *航天器环境工程*, 2019, 36: 607
- [8] 李雄耀, 魏广飞, 曾小家, 等. *深空探测学报*, 2022, 9: 123
- [9] 何明, 马涛, 常进, 等. *天文学报*, 2016, 57: 1
- [10] He M, Ma T, Chang J, et al. *ChA&A*, 2016, 40: 474
- [11] 贾瑛卓, 覃朗, 徐琳, 等. *深空探测学报*, 2020, 7: 290
- [12] Mitrofanov I G, Bartels A, Bobrovitsky Y I, et al. *SSRv*, 2010, 150: 183
- [13] 张玉叶, 李明珠, 王春歆, 等. *中国设备工程*, 2017: 182
- [14] 周志豪, 张玉龙, 唐启凡, 等. *西安交通大学学报*, 2021, 55: 168
- [15] 王玉全, 隋宗宾. *微型机与应用*, 2014, 33: 54
- [16] 黄乾坤, 吴娅辉. *计测技术*, 2022, 42: 9
- [17] 徐睿, 孟生旺. *系统工程*, 2016, 34: 45
- [18] 陈超, 宣士斌, 雷红轩. *计算机工程*, 2018, 44: 233
- [19] 曾翔宇, 马力, 朱克云. *高原山地气象研究*, 2021, 41: 113
- [20] Bonavito N L, Dorband J E, Busse T. *ApOpt*, 1993, 32: 5768
- [21] 厉丹, 钱建生, 王超. *计算机工程与应用*, 2010, 46: 174
- [22] Lawrence D J, Elphic R C, Feldman W C, et al. *JGR*, 2003, 108: 5102
- [23] Maurice S, Lawrence D J, Feldman W C, et al. *JGRE*, 2004, 109: 1
- [24] 仇静, 桑庆兵. *计算机应用*, 2015, 35: 816
- [25] 杨朝辉. *计算机工程与设计*, 2012, 33: 1923
- [26] 张茂林, 周建锋. *天文研究与技术*, 2016, 13: 100



## Research on Image Reconstruction Method of Lunar Hydrogen Distribution Based on Simulation

MAO Xiao-li<sup>1</sup> ZHU Xue-bo<sup>1</sup> MA Tao<sup>2</sup> CAI Ren-wei<sup>2</sup> WU Ke-fan<sup>2</sup>

(1 School of Electronics Information & Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044)

(2 Purple Mountain Observatory, Chinese Academy of Sciences, Nanjing 210023)

**ABSTRACT** Obtaining an accurate distribution map of lunar water hydrogen has significant scientific value for research on detecting water ice and for future deep space exploration. In order to effectively explore the water ice resources on the Lunar, it is necessary to accurately detect their distribution. In practical applications, a point spread function with shifting characteristics is constructed based on the detection principle of neutron detectors and the process of satellite image degradation, due to the lack of effective and reliable image sources. The point spread function is based on the kappa function. The image is blurred and noised to create a simulated detection image. Then, the maximum entropy algorithm and Richardson-Lucy algorithm are utilized to reconstruct the simulated detection image. The evaluation criteria for comparative study include visual effect, chi-square test, and authenticity test. The experimental results show that direct reconstruction cannot achieve optimal reconstruction results under both low and high levels of noise. After applying denoising preprocessing, and ensuring the safety of the chi-square test, the overall effect of the reconstruction results is found to be better than before preprocessing. Additionally, there is a significant reduction in the number of points with large deviation in the authenticity test of the reconstructed image. This indicates that the reconstruction results are now more accurate and reliable. It will provide more accurate data support for the exploration of water ice resources and deep space exploration.

**Key words** space vehicles: instruments, planets and satellites: detection, techniques: image processing