



环月超长波卫星阵列成像方法的优化改进

陈学雷^{1,2*}, 邓辅仁^{1,3}, 邓丽^{4,5}, 王鑫⁶, 武林^{4,5}, 徐怡冬^{1,2}, 阎敬业^{4,5}, 杨晓城^{7*}, 张乐⁶, 张利⁸, 周萌^{1,2}

1. 中国科学院国家天文台, 北京 100101

2. 射电天文与技术全国重点实验室, 北京 100101

3. 中国科学院大学, 北京 100049

4. 中国科学院国家空间科学中心, 北京 100190

5. 太阳活动与空间天气全国重点实验室, 北京 100190

6. 中山大学物理与天文学院, 珠海 519082

7. 浙江理工大学计算机科学与技术学院, 杭州 310018

8. 贵州大学大数据与信息工程学院, 贵阳 550025

*联系人, 陈学雷, E-mail: xuelei@bao.ac.cn; 杨晓城, E-mail: yangxiaoch209@163.com

收稿日期: 2026-02-13; 接受日期: 2026-05-06; 网络出版日期: 2026-09-11

太空探源专项(编号: GJ11010405, GJ11010401)资助项目

摘要 环月低频射电天文台(鸿蒙计划)将在环绕月球的轨道上部署沿同一轨道运行的多颗探测器, 构成线性阵列, 在月球背面开展空间低频射电天文探测. 这将打开最后一个电磁窗口, 首次获得30 MHz以下超长波频段的高分辨率全天图像, 获取超长波波段天文射电源的强度、频谱、分布等信息. 由于绕月编队卫星阵列的特殊性, 超长波天文观测阵列具有全天视场、三维动态非共面基线等特点, 且存在随时间变化的月球遮挡等问题, 一般传统地面阵列常用的综合成像技术无法直接使用. 同时, 完成全天高分辨率成像所需处理的数据量、运算量都相当大, 这对成像算法的速度、效率和并行能力也提出很高要求. 本文将对环月卫星阵列的成像方法研究进行综述.

关键词 空间天文, 射电天文, 干涉, 综合成像, 算法, 巡天, 鸿蒙计划

PACS: 95.55.-n, 95.55.Jz, 95.75.Kk, 95.75.Mn, 95.75.Pq, 95.80.+p

1 研究背景

人类的天文观测已进入多信使时代, 不仅涵盖了从伽马射线到无线电波的各个频段, 甚至也包括了宇宙线、中微子、引力波等电磁波以外的观测手段. 但就电磁频谱而言, 受限于地球电离层的影响以及地球

上的大量射频干扰, 目前对30 MHz以下频段的天文观测还很有限, 尚无高分辨率的天图. 以下为简便起见, 我们对此波段简称为超长波(大致对应通常的HF和MF频段, 这不是一个正式的波段划分). 环月低频射电天文台(鸿蒙计划)将在月球轨道上对这一频段开展巡天观测, 获取高分辨率的超长波天图. 在获得新的高分

引用格式: 陈学雷, 邓辅仁, 邓丽, 等. 环月超长波卫星阵列成像方法的优化改进. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2026, 56: 109520

Chen X, Deng F, Deng L, et al. Imaging methods and improvements for the cislunar orbit ultralong wavelength satellite array (in Chinese). Sci Sin-Phys Mech Astron, 2026, 56: 109520, doi: [10.1360/SSPMA-2026-0094](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2026-0094)

分辨率天图后, 将发现这一频段的主要天体辐射源, 据此可以编制超长波射电源星表, 获得超长波频段射电源的成分、强度、空间分布, 给出超长波射电源星表中射电源的频谱特征. 这些超长波观测与其他频段的观测相结合, 可以推断相关天体的特性和天体物理过程, 这对于天体物理和宇宙学研究具有重大意义^[1].

为了实现高分辨率, 采用干涉阵进行观测是一个较好的途径^[2,3]. 在鸿蒙计划中^[4,5], 由一次火箭发射将 10 枚卫星部署在月球轨道上. 这些卫星包括一颗较大的主星和 9 颗较小的子星, 发射及飞向月球时集成为一体, 进入月球轨道后, 逐个释放子星, 最终形成沿同一轨道的线形非等间距阵列. 其中, 主星位于阵列的一端, 其他子星依次排列.

正常运作时, 各子星在地球被月球遮挡的弧段进行天文观测, 并将数据传给主星. 主星负责收集各子星的天文观测数据, 进行星上预处理后暂存在主星上, 待地球进入视线范围时将数据传回地球. 在 9 颗子星中, 一颗进行 30–120 MHz 频段的观测(以下称为高频子星). 考虑到地面已有许多对频率 30 MHz 以上的频段进行观测的射电望远镜, 因此鸿蒙计划对这一频段不进行干涉成像观测, 而主要利用月球轨道的优越观测环境开展全天空平均频谱精密观测, 用于探索宇宙黑暗时代与黎明. 另外 8 颗子星则对 0.1–30 MHz 频段进行观测(以下称为低频子星), 既包括每颗星开展全天空平均频谱测量, 也进行相互干涉观测以实现成像, 打开超长波频段的新窗口.

为了进行干涉观测, 需要各星之间实现时钟同步, 确定每一时刻的相对位置(基线矢量), 并将数据汇集到一起进行互相关. 各子星与主星通过微波通信实现数据传输、时钟同步及测距, 如图 1 所示. 具体而言, 采用双向单程伪距测量(Dual One Way Ranging, DOWR)机制, 通过测量信号应答时间双向测距, 进而解算出主星和子星间的时钟差, 再采用时钟驯服的方法完成子星向主星的时钟同步^[4,5].

主星上还配有灯标, 子星上的星敏相机通过拍摄星空背景中的灯标信号, 经过星图识别后确定主星-子星连线在惯性空间中的方向. 根据每颗子星与主星的距离和连线方向, 就可以确定该子星的相对位置. 在获得各个子星相对于主星的位置后, 就可以确定各子星之间的基线矢量.

低频子星具有扁平的形状, 以实现较大的表面积用于铺设太阳能电池. 在子星的两侧配有一套天线, 在发射时天线为收拢状态. 子星被从航天器组合体上释放进入月球轨道后, 天线根据指令被展开, 展开后为三个相互正交的振子天线, 如图 2 所示. 每根振子天线的长度为 2.5 m, 与天线另一侧的对应天线构成一对. 每一指向的电压信号经过放大后, 与卫星平板另一侧同方向的信号被合并为一路极化信号, 共形成三路极化信号. 当阵列进入月球背面不受地球干扰时开展观测, 每颗低频子星收到的三路极化信号, 分别经过放大、滤波、模数转换后形成数字信号.

对于上述数字信号, 通过子星上的短时傅里叶变

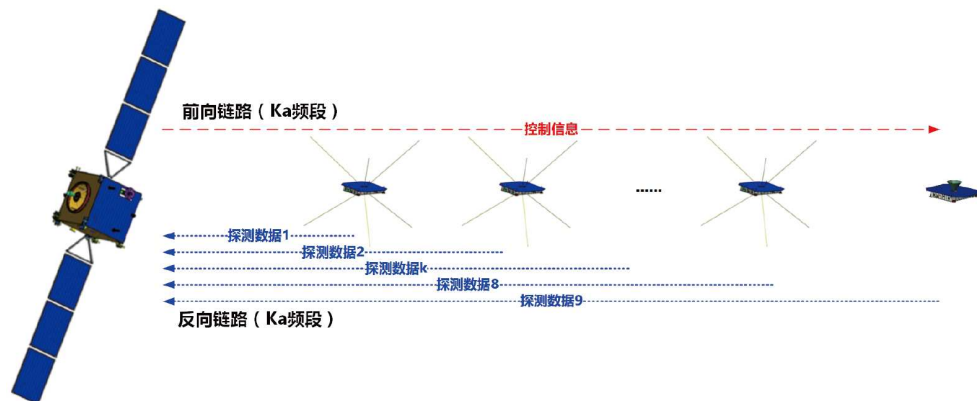


图 1 鸿蒙阵列示意图: 左侧的主星位于阵列一端, 8 颗低频子星沿环月轨道排列成线阵, 1 颗高频子星位于最右端. 主星与子星通过微波实现通讯、时钟同步和测距, 各子星通过拍摄主星上的灯标与背景恒星确定主星与子星连线矢量的方向

Figure 1 An illustration of the DSL array: the mother satellite is on the left end of the array, the 8 low frequency daughter satellites line up along the orbit, and the high frequency satellite is on the end of the right side. The communication link, clock synchronization and ranging measurement is realized with microwave link, and the daughter satellites determine the direction vector towards the mother by observing its light beacon against a background of stars.

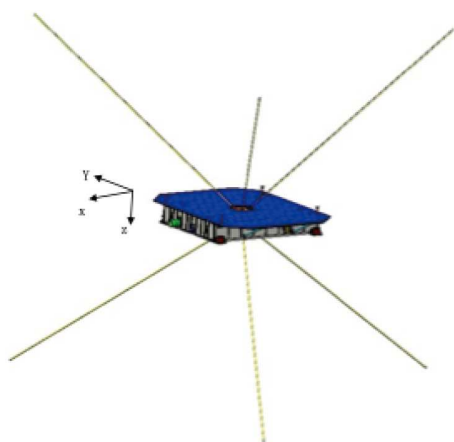


图 2 低频子星及其展开的三正交天线

Figure 2 Low frequency satellite and its orthogonal tripole antenna.

换、平方和积分, 就可以获得平均频谱数据. 这些频谱信号可以上传到主星, 由主星暂存, 并在适当时机发送给地面站.

另外, 不同子星可以把未经积分的基带数据上传到主星, 主星对每一对子星的同频率信号分别计算其互相关, 积分后即可给出该对子星的干涉可见度(Visibility)数据, 实现干涉阵列测量. 使用干涉阵列的观测数据成像在射电天文学中早已广泛使用, 通常称为综合成像或综合孔径成像^[6].

本文将讨论鸿蒙阵列的综合成像算法, 以及未来成像中可能遇到的一些问题. 在第2节中, 我们对鸿蒙阵列的干涉观测给出一些更详细的介绍, 第2.1节介绍轨道和卫星的分布, 第2.2节介绍干涉测量的基本原理和鸿蒙阵列的数据测量以及传输方式. 在第3节中, 讨论鸿蒙成像中的一般问题, 第3.1节中, 首先讨论鸿蒙的大视场三维基线以及时变月球遮挡情况下的干涉成像问题, 第3.2节讨论月球反射的影响, 第3.3节讨论变源如太阳和行星等对成像的影响以及对它们的准成像观测; 在第4节中, 我们讨论成像算法的优化改进, 包括第4.1节直接优化成像方法的改进, 第4.2节讨论非线性退卷积对天图的改进, 第4.3节展望了深度学习方法在这一问题中的应用. 最后, 第5节给出了简要的结论.

2 鸿蒙阵列的干涉观测

2.1 轨道和卫星构型

鸿蒙阵列选取的轨道高度300 km, 对月球赤道的

倾角为 30° . 轨道高度越低, 月球遮蔽地球的时间越长, 但是受到月球重力场的影响, 轨道的近地点会有起伏, 因此过低的轨道有一定的撞月风险. 此外, 过于靠近月球, 也容易受到月球反射的影响, 因此综合考虑, 选取了轨道高度300 km^[5].

为了便于星间通讯和定位, 鸿蒙的各颗卫星基本排成一条近似直线的弧线, 任何一瞬间, 这些卫星间形成的基线大体仅分布在这一圆弧的切线附近, 粗略地说, 其基线分布是一维的, 不利于成像. 随着卫星绕月旋转, 在绕月半周后, 将形成轨道平面上的2维基线分布. 如果我们假定在一段时间内, 天空可以基本视为不变, 则可以综合不同时刻的干涉可见度数据进行成像. 但这一分布存在镜像对称, 难以区分来自平面两侧的信号, 这与地面观测中大地遮挡住平面一侧的情况不同. 不过, 这一轨道面将逐渐进动, 最终形成三维基线分布, 正是依靠这种三维基线分布, 才能实现全天成像. 选取 30° 倾角时卫星的轨道面进动比较快, 约在1.3年中可完成一次完整进动, 有利于形成较好的3D基线覆盖.

鸿蒙阵列中, 主星与距离最近的子星有一定距离(目前设计为10 km), 后面的子星依次排列, 子星之间构成干涉基线, 距主星较近处, 子星间距较短, 提供短基线, 而更远处则设置更稀疏的排列. 距离主星最近的子星(1号子星)与距离主星最远的低频子星(8号子星)之间构成最长的基线. 短基线对于测量天空的大尺度各向异性是重要的, 但考虑到鸿蒙阵列在运行中并不能时时保持与地面的联系, 需要自主控制, 因此基线也不能过短, 以避免碰撞风险. 长基线决定了观测的角分辨率. 但星际介质、行星际介质等的闪烁和散射等传播效应会使点源也表现出一定展宽, 越低的频率这一效应越明显, 因此基线长到一定程度后(约100 km时), 进一步增长基线也难以改善成像分辨率. 目前设计中, 最短的基线长度为100 m, 而最长的基线设计为100 km. 在这一范围内, 卫星可以大致按对数间距排列, 离主星近处的间距小一些, 离主星远处的间距大一些, 以覆盖不同的基线长度.

在鸿蒙卫星阵列的运行中, 并不要求各卫星在编队中固定在某个点上, 而是允许其位置发生变动, 只要这种编队能够随时准确地测出来就可以了. 考虑到卫星本身的轨道会有微小差异而产生天然的速度差, 鸿蒙在设计上还有意识地采用轨道“呼吸”策略, 即通

过主动控制让所有的卫星周期性地相互靠近和远离, 从而使基线长度周期性地缩短和伸长, 产生更完整地覆盖 (u, v, w) 空间的基线分布, 提高最终的成像质量.

2.2 干涉测量

在干涉观测中, 基本的观测量是干涉可见度. 两个干涉单元 a 和 b 间的干涉可见度 V_{ab} 定义为 a, b 探测器的电压 ε 的互相关时间平均值. 对于现代一般使用的FX相关器, 首先进行傅里叶变换, 将电压信号转换到频域, 得到电压频域信号 $\varepsilon(v)$, 这里 v 为频率, 然后求互相关,

$$V_{ab}(v) = \langle \varepsilon_a^*(v, t) \varepsilon_b(v, t) \rangle_t, \quad (1)$$

式中, 尖括号表示时间平均. 干涉可见度与天空信号的关系为

$$V_{ab} = \int d\hat{n} B_{ab}(\hat{n}) T(\hat{n}) e^{-\frac{i2\pi\hat{n} \cdot (\mathbf{r}_b - \mathbf{r}_a)}{\lambda}}, \quad (2)$$

式中, $\hat{n}$ 为天空方向, $T(\hat{n})$ 为天空亮温度, $\mathbf{r}_a$ 和 $\mathbf{r}_b$ 为接收单元所在的位置, 而 λ 为观测波长. $\mathbf{r}_b - \mathbf{r}_a$ 为基线矢量, 通常以 (u, v, w) 标记以波长为单位的基线矢量的三个分量. B_{ab} 为初级波束, 对于由相同类型天线组成的阵列, 与 a 和 b 基本无关, 简化为 $B(\hat{n})$.

电压信号 $\varepsilon_a, \varepsilon_b$ 分别在 a, b 星上测得, 这些数据汇集到主星上完成互相关处理. 目前鸿蒙计划中星间数据传输可用的带宽有限, 无法将整个0.1–30 MHz频段的全部基带数据都传输到主星上, 而是挑选其中的若干个(目前暂定30个)频点, 通过滤波产生窄带(宽度暂定为8 kHz)的射频数据传输到主星上, 从而得到这些频点的干涉可见度数据. 这些窄带的中心频率可以选择和改变, 例如选取避开存在自身干扰的频率.

在主星上, 可以根据需求, 对不同子星同极化方向 (xx, yy, zz) 和不同极化方向 (xy, yz, zx) 的数据进行互相关, 从而获得完整的天空辐射极化信息. 实际用式(1)计算干涉可见度时, 因为是在有限的时间长度内平均, 得到的频率分辨率不是无限细的, 而是每一频点有一定宽度. 对于长投影基线, 不同的频率, 式(2)中的相位因子会略有不同, 在有限带宽下平均时会有一定衰减. 为了避免这种衰减, 也可以设置多个不同的延时值进行互相关.

这些频带互相关积分得到的干涉可见度数据保存在主星上. 当阵列进入月球正面即可见地球的一面时,

即安排主星将观测数据发回地球. 在地面上, 收到的数据经过解包、拼合, 再经干扰识别和减除、数据质量分析、定标等预处理后, 即可用于成图分析.

2.3 一些关键技术问题

要实现成功的干涉成图, 还有赖于鸿蒙项目中一系列重要关键技术问题的解决, 如电磁干扰的控制、时间同步与基线定位、阵列的定标校准等.

(1) 自身电磁干扰. 鸿蒙在月球背面的观测, 可以避免来自地球的射频干扰, 但卫星自身的射频干扰则可能成为重要的破坏因素. 卫星和载荷上, 都配置了许多不同的设备, 它们很容易产生低频干扰信号. 一些地面的屏蔽措施受卫星体积、重量、功耗等限制不易实施. 而且, 与地面可在建成后的观测和测试中发现干扰进行整改不同, 卫星发射后即很难改动, 因此所有干扰必须在发射前的地面测试中发现、识别和抑制. 如果射频干扰的消除和抑制不充分, 则可能导致其主导接收到的信号, 从而严重影响系统的灵敏度.

(2) 时间同步与基线定位. 在上面我们均假定卫星间实现了高精度的时间同步和干涉基线测定. 实际上, 与地面不同, 所有卫星始终处在不断的运动之中, 其基线不断变化, 卫星之间的时间同步和基线确定采用微波同步测距+星敏相机测角的方式实现, 在星上有限的条件下, 这些测量的精度是有限的. 目前在设计上, 要求时间同步精度为3.3 ns, 径向测距和横向位置测定精度均为1 m. 根据仿真^[7], 时间同步、基线测定以及相位校准等误差, 一般仍为随机分布, 此时其导致的后果, 主要是使干涉可见度信号的相干性变差. 在上述设计误差值的情况下, 仍可取得较好的成像结果, 但如因某种原因导致测量结果变差, 则可能严重影响系统的灵敏度. 或者, 如果由于某种原因产生了非随机的误差, 则可能在成像中产生畸变.

(3) 阵列定标校准. 对于射电干涉阵列系统, 定标是确保数据可靠性与图像质量的核心环节. 在无误差干扰条件下, 干涉阵列可借助成像算法实现射电图像的高质量洁化, 但实际观测中, 仪器系统误差与环境干扰导致的误差不可避免, 这些误差会严重影响重构的射电图像质量. 因此, 高精度定标是获取高分辨率、高动态范围射电图像的必要条件. 对常规的地面射电天文观测来说, 使用单个强射电源作为定标源是一种比较简单易行的定标方式. 但对于鸿蒙阵列来说, 这

一方法很难实现, 因为其天线视场很大, 其中包括许多不同的天文源, 很可能无法找到一个定标源, 使其产生的信号完全主导鸿蒙收到的信号(反之, 如果真有这样的源, 则对于鸿蒙观测的动态范围也会带来一些不利影响). 同时, 我们对超长波天空目前还所知极少, 因此也难以构建包含更多源的准确天空模型作为定标的参考. 因此, 鸿蒙阵列的定标校准将主要采用卫星阵列自带的校准机制. 目前, 这主要包括内定标与外定标机制. 内定标机制配置在每一子星上, 针对低频干涉成像谱仪的系统参数(如接收机增益、相位稳定性)进行校准, 消除仪器自身偏差; 后者则通过外定标源或射电源, 修正多星一致性误差和外部因素引入的误差, 内外定标结合可以保障干涉阵列整体探测精度. 为此, 鸿蒙主星上配备了低频定标源, 用于发射定标信号. 鸿蒙阵列的干涉成图, 也有赖这套定标校准机制的成功运行. 在初步的校准取得成功, 并且运行一段时间获得天空模型的一些信息后, 可能可以利用一些已知的天空源进一步改进校准精度.

3 鸿蒙干涉阵列的综合成像问题

3.1 干涉综合成像问题

第2节的式(2)给出了干涉可见度与天空信号的关系. 如果视场限制在较小的天区内, 可以把天空作为平面处理, 用坐标 (l, m) 表示. 对于地面阵列, 所有天线往往也分布在一个平面上, 则以上积分中的相位因子可简化为 $\exp[-i2\pi(ul+vm)]$ 形式, 即二维傅里叶变换, 每一个干涉可见度都给出相应基线矢量所对应的傅里叶变换分量. 如此, 则天空温度可以通过逆傅里叶变换获得,

$$T^D(l, m) \equiv \frac{B(l, m)T(l, m)}{\sqrt{1-l^2-m^2}} = \iint du dv V[u, v, w(u, v)] e^{-i2\pi(ul+vm)}. \quad (3)$$

一般说来, 实际的干涉阵无法实现基线矢量空间的完备采样, 实际数据可视为干涉可见度函数与 uv 空间采样函数的积, 因此逆变换得到的天图是天空辐射分布与 uv 空间采样函数傅里叶变换的卷积, 这种天图中存在强烈的旁瓣. 为了改善成像效果, 可以采用非线性方法进行退卷积处理. 例如, 射电天文中广泛使用的洁化(CLEAN)算法, 就是根据很多天文源是点源的特点, 通过逐次在天图中识别最强点源, 在干涉可

见度中提取并减除其贡献, 从而获得更好的天图^[6].

不过, 对于鸿蒙环月轨道阵列而言, 这些简化条件并不成立. 由于观测波长大于天线的尺寸, 这些天线属于电小天线, 这类天线的方向性很弱, 视场覆盖了大部分天空, 因此天空必须作为球面处理. 同时, 如前所述, 鸿蒙需要依靠三维基线才能破除镜像对称实现全天成像^[5,8]. 此前人们也曾处理过地面阵列宽视场、非共面基线等情况下的干涉成像, 此时 w -项对相位因子的贡献不能完全忽略, 如果不加以考虑的话可能会导致成像中的一些问题, 如边缘伪影, 动态范围受限等, 因此发展了一些不同的算法加以处理, 如小天区拼接、分层采样、加权等(参见文献^[6]), 但这些与鸿蒙所处理的全天视场、三维基线分布的情况还有很大区别. 在鸿蒙的成像中还有一个不同之处, 那就是月球将遮挡部分天空, 但随着卫星环绕月球旋转到不同位置, 遮挡的天空也不同, 这种随时间(基线)变化的月球遮挡也是此前其他干涉成像中未有的. 因此, 基于地面阵列发展的干涉成像技术无法直接应用.

针对上述情况下的干涉成像, 可以从第一性原理出发予以解决. 一般来说, 可见度函数与天空辐射强度之间存在线性映射的关系, 在离散形式下, 把全天天图用一矢量 $\mathbf{T}$ 表示, 把不同时刻收到的干涉可见度数据用矢量 $\mathbf{V}$ 表示, 则它们之间的关系为

$$\mathbf{V} = \mathbf{H}\mathbf{T} + \mathbf{n}, \quad (4)$$

式中, $\mathbf{H}$ 矩阵将天线响应、相位因子、月球遮挡等均包含其中, $\mathbf{n}$ 则是表示观测中的随机噪声. 如此, 射电干涉成像可以被视作上述映射关系的反演, 即寻找天图像素点 $\mathbf{T}$, 使重构天图对应的可见度函数与观测得到的可见度函数 $\mathbf{V}$ 的差别最小化^[8,9]. 通常小视场平面基线分布下的逆傅里叶变换成像, 则相当于可以直接写出 $\mathbf{H}$ 矩阵的逆矩阵解析表达式从而使问题得到简化的情况.

3.2 月面反射问题

在鸿蒙的观测过程中, 月球将会遮蔽一部分天空. 由于任一时刻鸿蒙阵列各卫星的位置是已知的, 因此月球遮挡的天区也是已知的. 月球自身的低频辐射很弱, 主要为热辐射, 在这一频段其亮度温度远低于天空温度, 几乎可以忽略. 但是, 月球会反射天空的一部分电波, 反射率约为7%^[10], 这部分反射波对于鸿蒙阵

列的成像将产生一定影响.

如果忽略月球的地形起伏, 则月球相当于一个反射球面. 由于鸿蒙阵列运行在高度约300 km的轨道上, 这部分月球反射波相对于直接被鸿蒙接收的入射波而言, 光程增加了600 km以上. 对于有一定带宽的观测来说, 这部分反射波与入射波的相干性较弱, 不会直接发生干涉. 因此, 从卫星的角度看, 相当于天空中每一个射电源, 都有一个月球镜像, 如图3所示. 由于卫星高度(300 km)远小于月球半径(1737 km), 在一级近似下可以将月面视为平面, 将卫星间的基线近似为与这一平面平行, 那么各卫星看到的镜像位置相同, 且这一镜像对干涉可见度的贡献, 其相位与入射波的贡献相同, 而幅度则等于直接入射波贡献的幅度与月面反射率的乘积, 因此将稍稍增强鸿蒙阵列所收到的干涉可见度.

不过, 实际上月面为球面, 因此对每个卫星而言其镜像位置也略有差异, 除一些短基线外, 这种镜像位置差异不能忽略. 而且随着卫星运转, 其镜像位置将不断变化. 这些效应导致这些反射波干涉可见度贡献的相位偏离入射波干涉可见度的相位, 而成为噪声. 此外, 实际的月面还有地形起伏, 这也导致任一时刻天空中某一点的反射镜像不再是一个点, 而是扩散到一个较大的一片范围. 这些效应都将使月球反射波对干涉可见度的贡献随机化而成为噪声. 不过, 在观测时间和采样数据都比较少的情况下成像, 某些亮源被月球反射可能导致这些源附近产生条状光晕. 基于上述分析, 月面反射对于鸿蒙的成像不会产生颠覆性的影响^[1],

但其定量分析尚有待更深入的研究.

3.3 变源的影响和瞬时准成像观测

在如上所述的干涉成像观测中, 我们假定天空在鸿蒙运行期间可以近似为不变, 从而可以利用不同时刻的观测数据合成出天图. 但是实际上天空中的某些源是变动的. 一些遥远天体的变化, 如某些类星体射电强度的变化, 并不影响整个成图, 即使我们在进行数据处理时忽略这种变化, 所成的图中也可以得到其平均亮度. 如果进一步选取不同时刻的数据分析, 则可以提取出这种变化.

但是, 太阳和一些太阳系行星如木星等, 它们的辐射强度不仅随时间变化, 而且它们在天球上的位置也是不断变化的. 太阳和木星的超长波辐射亮度也很高, 特别是在某些射电爆发时可以主导整个接收到的信号强度, 因此需要特殊的处理.

一种比较保守的处理方式是仅采用太阳被遮蔽时的数据用于成像, 但这样会损失相当多的数据. 因此, 可以考虑仅剔除发生较强烈的太阳射电暴时的数据. 通过一些地面望远镜的监视, 我们可以发现太阳射电暴的发生和持续时间, 也可以通过对鸿蒙数据本身的分析发现产生强烈影响的爆发, 而提取没有明显的剧烈爆发时的数据用于成图.

宁静期的太阳以及行星仍然是比较强的辐射源, 但并未强到湮没其他天体. 它们的天球位置也随时间变化, 因此在成图时也必须考虑它们的影响. 任一时刻它们的位置是可以预测的. 因此, 在离线处理中, 可以利用每一时刻的干涉可见度数据, 产生数字合成波束指向太阳、木星及其他行星的位置, 提取不同时刻其辐射强度. 这样, 一方面获得了太阳和行星辐射的时变信息, 另一方面可以在全天成图时, 先在干涉可见度上减掉这部分贡献, 从而避免其影响. 但是, 这一方法也有一定的局限性. 由于鸿蒙是线性阵列, 其瞬时合成波束在天球上不是一个对准目标的圆斑, 而是一个包括目标在内的长带, 因此得到的辐射不仅来自太阳或行星目标, 而且也来自长带内的其他天体辐射. 由于这一长带形波束本身会随着卫星编队绕月球的转动而变动, 直接提取的随时间变化的分量不完全来自太阳和行星. 不过, 在大多数情况下, 太阳和行星的辐射变化仍是波束时间变化的主要贡献, 而且我们也可以根据天空模型, 更好地扣除波束变化产生的贡献而

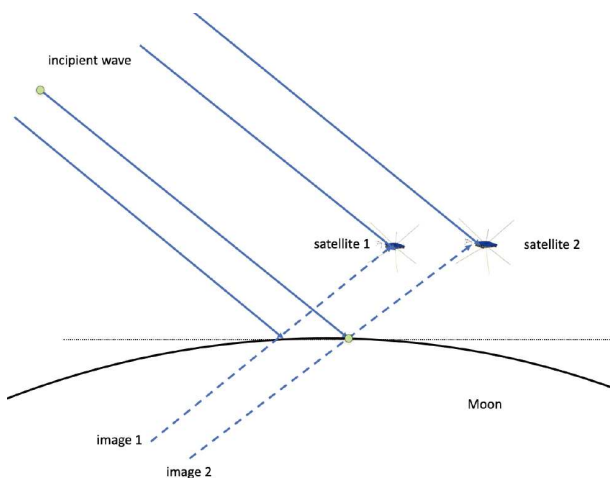


图 3 月面反射产生的镜像

Figure 3 The mirror images due to the reflection of the lunar surface.

提取出太阳和行星的辐射变化.

尽管采用了上述方法, 要完全准确地减除太阳和行星的影响可能还是比较困难的, 因此预计在太阳和行星经过的黄道附近, 成像的误差可能会较大. 对这一问题, 还需要开展进一步的仿真模拟研究.

另外, 太阳和行星本身也是重要的研究对象, 特别是在发生射电爆发时, 定位爆发点具有重要的科学价值. 虽然鸿蒙瞬时波束为长条形, 仅在一个方向上(即沿基线方向)具有较好的分辨率, 但对于爆发定位而言, 这一观测仍有可能区分不同的模型. 如上所述, 可以在事后处理中, 用爆发时刻的干涉可见度数据合成出指向太阳或行星的一维强度分布图来, 即“瞬时准成像”, 从而实现爆发源的定位及辐射强度分布测量.

4 成像算法的优化改进

在通常的天文观测中, 对于全天或大面积天区的成像采用较低的角度分辨率成像, 以展示天图中的大尺度结构特征, 而对局部天区特别是一些感兴趣的天体, 则采用更高角分辨率成像. 例如, Haslam 408 MHz 天图角分辨率为 0.85° , 仍是目前中低频射电中最高分辨率的全天天图^[12], 而对很多射电源则有更为精细的图像. 鸿蒙阵列预期也将采用类似的方式, 首先以相对较低的分辨率制成全天天图(但较之前这一频段的天图, 其分辨率仍将有大幅度提高), 然后再对局部的天体获取更高分辨率的图像. 实际上, 即使这较低分辨率的天图, 其成图的计算量也是巨大的, 例如以HealPix¹⁾像素化全天, 其像素数量为 $12n_{\text{side}}^2$, 对于 $n_{\text{side}} = 64$, 角分辨率约 0.9° , 大致相当于Haslam天图的分辨率, 其像素数量已达4.9万多个.

在以低分辨率进行全天成像时, 只有对大于像素尺度的信息进行采样的投影基线才提供有用的信息, 而更长的投影基线所采样的信息尺度比像素更小, 需要降低其权重以避免混叠效应. 可以通过先在高分辨率下计算响应矩阵, 然后对其进行平滑和降采样(或者直接平均相邻像素)来降低投影长基线的权重, 这种做法可以有效地避免混叠效应, 同时也减少了计算量^[11]. 尽管如此, 所涉及的计算量仍是相当大的, 需要优化算法.

在对小天区成像时, 由于鸿蒙阵列的天线具有接近全天视场的特点, 该天区之外的辐射仍可被天线接收到, 而对小天区成像有一定影响. 特别是, 一些强射电源可能会对其附近天区的成像动态范围产生严重影响, 这一问题也需要进一步的仿真模拟.

以下我们分三方面讨论成像算法的优化. 首先是直接优化成像; 其次是利用非线性退卷积对天图的改进; 最后, 介绍一下深度学习方法在这一问题中可能的应用.

4.1 直接优化成像

如第3.1节所述, 天空图像与干涉可见度数据之间存在线性映射关系方程(4), 求天空图像可以视为一种线性映射的反演问题. 这可以转化为一个优化问题, 即寻找天空图像 $\mathbf{T}$, 使根据 $\mathbf{T}$ 预测的可见度函数 $\mathbf{V}^{\text{sim}}$ 与观测得到的可见度函数 $\mathbf{V}^{\text{obs}}$ 之间的均方误差最小化. 实际上, 这一问题可能是不适定的, 即并不存在数学上的唯一解. 对于这类问题, 可以通过在优化函数 J 中引入正则化项, 补充先验假设信息, 避免过度拟合:

$$J^{\text{tot}}(\mathbf{T}) = J^{\text{data}}(\mathbf{T}) + R(\mathbf{T}), \quad (5)$$

式中, 右边第一项为数据保真项, 第二项为正则化项.

$$J^{\text{data}}(\mathbf{T}) = \|\mathbf{V}^{\text{sim}} - \mathbf{V}^{\text{obs}}\|_2^2, \quad (6)$$

式中, $\|\cdot\|_2$ 表示 l_2 范数. 正则化项的选取是不同优化模型的一个主要差异. 研究人员已经提出了使用Tikhonov正则化^[11]、加权全变分(Reweight Total Variation, RTV)正则化^[13]、混合正则化(Hybrid Regularization)^[14]、全天角功率谱约束^[15]等正则化方法. 这些正则化方式迫使我们必须在满足某些限制条件下寻找能最小化数据保真项的重构天图. 从贝叶斯分析的角度看, 它们实际以不同的方式提供或强或弱的先验信息, 实现抑制噪声和补充采样不全导致的信息缺失.

例如, Tikhonov正则化方式为

$$R^{\text{Tikh}}(\mathbf{T}) = (\mathbf{T} - \mathbf{T}^p)^{\dagger} \mathbf{\Xi} (\mathbf{T} - \mathbf{T}^p), \quad (7)$$

式中, $\mathbf{\Xi}$ 为Tikhonov正则化矩阵, 我们常将其设置为正比于单位矩阵 $\mathbf{I}$, $\mathbf{T}^p$ 为先验天图. Tikhonov正则化对解施加平滑性约束, 有助于抑制噪声影响并提高稳定性, 地面高频观测提供的先验天图也可以很自然的融入基

1) <https://healpix.sourceforge.io/>.

于Tikhonov正则化中, 从而减轻两极区域因为投影短基线缺失造成的信号损失^[11].

RTV正则化方式则可以写作:

$$R^{\text{RTV}}(\mathbf{T}) = \lambda \|\mathbf{W} \odot \nabla \mathbf{T}\|_1, \quad (8)$$

式中, λ 为正则化参数, $\mathbf{W}$ 为权重向量, $\odot$ 为哈达玛积运算, ∇ 为梯度算符, $\|\cdot\|_1$ 表示 l_1 范数. RTV正则化在边缘特征保留方面表现出明显优势^[13].

混合正则化结合了Tikhonov正则化的平滑性约束和全变分(TV)正则化边缘保持约束的优势, 在有效地抑制噪声和伪影的同时, 保留了图像的细节和边缘信息^[14]. 其正则化项可以写作:

$$R^{\text{mix}}(\mathbf{T}) = \lambda \left[(1 - \omega) \|\mathbf{T}\|_2^2 + \omega \|\nabla \mathbf{T}\|_1 \right], \quad (9)$$

式中, ω 为调节两种正则化方式权重的系数, 选取方式为 $\omega = \text{average} \left[K \left(\sqrt{\|\nabla \mathbf{T}\|} \right) \right]$, $K(x)$ 为minmax归一化函数.

全天角功率谱约束是基于增广拉格朗日乘法, 将①重构天图的全天角功率谱等于先验天图的全天角功率谱和②各天图像素点亮温度均大于0两个约束条件转化为如下的正则化项:

$$R^{\text{AP}}(\mathbf{T}) = \lambda_1 \left\| G(\mathbf{T}) + \frac{\mathbf{g}}{\lambda_1} \right\|_2^2 + \lambda_2 \min \left(\mathbf{T} + \frac{\mathbf{t}}{\lambda_2}, 0 \right), \quad (10)$$

式中, λ_1 和 λ_2 为正则化参数, $\mathbf{g}$ 和 $\mathbf{t}$ 为拉格朗日乘子向量, $G(\mathbf{T})$ 为重构天图和先验天图的全天角功率谱之间的相对差异. 全天角功率谱约束能够从物理的角度提供更稳健的先验统计信息, 从而有效抑制噪声和补充两极信号的缺失^[15].

为了进一步提高重构精度, 后续将研究基于多约束信息融合的高精度成像算法, 将不同约束信息进行有效融合, 从而实现在有效抑制噪声和伪影的同时, 保留图像边缘、纹理和结构等细节信息. 此外, 后续也将研究加入单天线的自关联数据来改进成像算法, 由于天线响应和月球遮挡的非各向同性, 自关联数据中包含天空最大尺度的信息, 可以改善大尺度信息缺失的问题.

在建立优化模型之后, 需要选取合适优化算法进行求解, 以适配优化模型的特征并能够快速处理大规模数据. 对于上述优化模型, 研究人员提出了基于截断奇异值分解(TSVD)、增广拉格朗日乘法(Augmented Lagrangian Method, ALM)及其变体和小批量

梯度下降(Mini-Batch Gradient Descent)等优化算法进行针对性求解. 其中TSVD分解和线性求逆均为显式解, 能以类似最小二乘的方式近似求解. TSVD分解是把 $\mathbf{H}$ 矩阵进行SVD分解,

$$\mathbf{H} = \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{W}^\dagger. \quad (11)$$

通过将矩阵 $\mathbf{\Sigma} = \mathbf{\Pi} \mathbf{\Sigma}$ ($\mathbf{\Pi}$ 是投影矩阵)中显著非零的对角元取倒数并对剩余对角元置零, 得到近似逆 $\mathbf{\Sigma}^{-1}$, 进而得到 $\mathbf{H}$ 的伪逆

$$\bar{\mathbf{H}}^{-1} = (\mathbf{U} \mathbf{\Sigma}^{-1} \mathbf{W}^\dagger)^\dagger, \quad (12)$$

其对应的解即 $\hat{\mathbf{T}} = \bar{\mathbf{H}}^{-1} \mathbf{V}$. 线性求逆在Tikhonov正则化下也有类似的解:

$$\hat{\mathbf{T}} = (\mathbf{H}^\dagger \mathbf{H} + \mathbf{\Xi})^{-1} \mathbf{H}^\dagger (\mathbf{V} - \mathbf{H} \mathbf{T}^p) + \mathbf{T}^p. \quad (13)$$

由于不需要迭代计算, 这两类解法在数据量小的情况下具有明显优势, 也能够有效回避求逆问题中的病态性;

ALM等算法能够针对基于不同约束设定的正则化项实现快速收敛的迭代求解, 在上文给出的全天角功率谱约束下, 其迭代规则为

$$\begin{aligned} \mathbf{T}^{k+1} &= \arg \min_{\mathbf{T}} \left[(J^{\text{tot}})^k \right], \\ \mathbf{g}^{k+1} &= \mathbf{g}^k + \lambda_1 G(\mathbf{T})^{k+1}, \\ \mathbf{t}^{k+1} &= \min \left(\lambda_2 \mathbf{T}^{k+1} + \mathbf{t}^k, 0 \right), \end{aligned} \quad (14)$$

并通过约束残差阈值来定义正则化项的先验强度程度, 实现正则化参数的自适应收敛.

类似地, 交替方向乘法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)是基于增广拉格朗日函数的通用优化框架变体之一, 主要处理等式约束的凸优化问题, 模块化结构支持并行计算. 其核心思想是将原问题分解为原始变量、分裂变量和对偶变量的交替更新, 通过增广拉格朗日函数中的二次惩罚项保证收敛性. 分裂布雷格曼(Split Bregman)是ADMM的特例, 专为 l_1 , Tikhonov等非光滑正则化问题设计, 迭代步骤更简化, 无需显式处理对偶变量, 在图像处理等需边缘保持的任务中高效, 适用于RTV正则化和混合正则化方式的求解. 对于RTV正则化, 在引入辅助变量 $\mathbf{d} = \nabla \mathbf{T}$ 后, 分裂布雷格曼将RTV正则化方式的优化模型分解为如下两个迭代子问题:

$$\begin{aligned}\mathbf{T}^{k+1} &= \operatorname{argmin}_{\mathbf{T}} \left[J^{\text{data}} + \phi^k \|\mathbf{d}^k - \nabla \mathbf{T} - \mathbf{b}^k\|_2^2 \right], \\ \mathbf{d}^{k+1} &= \operatorname{argmin}_{\mathbf{d}} \left[R^{\text{RTV}} + \phi^k \|\mathbf{d} - \nabla \mathbf{T}^{k+1} - \mathbf{b}^k\|_2^2 \right],\end{aligned}\quad (15)$$

式中, ϕ 为惩罚系数, $\mathbf{b}$ 为加速迭代的辅助矩阵.

对于混合正则化, 也可以类似地分解为

$$\begin{aligned}\mathbf{T}^{k+1} &= \operatorname{argmin}_{\mathbf{T}} \left[J^{\text{data}} + \lambda(1-\omega) \|\mathbf{T}\|_2^2 \right. \\ &\quad \left. + \phi^k \|\mathbf{d}^k - \nabla \mathbf{T} - \mathbf{b}^k\|_2^2 \right], \\ \mathbf{d}^{k+1} &= \operatorname{argmin}_{\mathbf{d}} \left[\lambda\omega \|\nabla \mathbf{T}^{k+1}\|_1 \right. \\ &\quad \left. + \phi^k \|\mathbf{d} - \nabla \mathbf{T}^{k+1} - \mathbf{b}^k\|_2^2 \right].\end{aligned}\quad (16)$$

针对数据量大的问题, 采用Mini-batch GD算法可以将 $O(n^3)$ 的求逆计算复杂度降低到 $O(n)$, 后续也将研究分布式、并行处理等高可扩展的重构算法.

4.2 非线性退卷积

在射电干涉阵的综合成像中, 图像的点扩散函数(Point Spread Function, PSF)由阵列的基线在 uv 平面上的分布决定. 实际的阵列常无法在 uv 平面上实现完全采样, 这导致点扩散函数通常呈现强烈旁瓣结构, 严重影响图像的动态范围与重构精度^[6]. 这样得到的图像通常称为脏图(Dirty Image). 为提升成像质量, 可以对脏图进行退卷积处理. CLEAN算法是一种经典的非线性退卷积方法, 其原理是, 找到视场中最强的点源, 将其记录下来, 计算其对干涉可见度函数的贡献, 然后在可见度函数中减去这一贡献, 如此就消除了这一点源的旁瓣对成图的影响. 然后再找下一个最强的

点源, 依次减除. 图4给出了稻城圆环阵太阳射电成像望远镜观测的一个例子^[16], 包括脏图(左)和洁图(右).

这一方法在处理点源场景中取得了良好成效, 但在面对复杂或扩展源结构时, 其基于点源模型的假设往往导致条带伪影、边界衰减等问题, 难以满足新一代射电望远镜对成像精度的更高要求^[17]. 因此, 近年来研究者围绕CLEAN类算法的建模方式与计算机制, 开展了多维度的优化探索. 自适应尺度像素分解洁化(Adaptive Scale Pixel Decomposition CLEAN, Asp-Clean)算法^[18]率先引入了自适应尺度建模机制, 在恢复扩展结构方面显著优于传统CLEAN. 但其高计算成本限制了实际推广. 为此, Asp-Clean2016^[19]通过引入解析近似卷积与优化初始策略, 大幅降低了每轮迭代中的FFT负载, 在保留性能优势的同时提升了效率. 在此基础上, 融合洁化(Fused-Clean)^[20]融合了传统CLEAN对点源的高效建模能力与Asp-Clean对扩展结构的尺度感知能力, 实现了不同空间结构的协同恢复. Algas-Clean^[21,22]则针对迭代稳定性问题, 引入自适应Loop Gain策略, 有效避免了固定参数设置下的振荡或收敛缓慢问题.

面向SKA等大视场、高灵敏度的应用场景, Zhang等人^[23-25]提出了融合 w 投影、自适应尺度建模与扰动尺度机制的成像框架, 显著提升了对复杂背景结构与曲率失配的建模能力. 进一步地, 针对深场观测中点源与噪声混叠严重的问题, 还提出了基于滤波建模的约束方法^[26], 在提升致密源识别能力的同时, 保证了物理一致性.

区别于传统的退卷积方法, Astro-DPR (Astronomical Deblurring by Pixel Reassignment)是一种基于图像

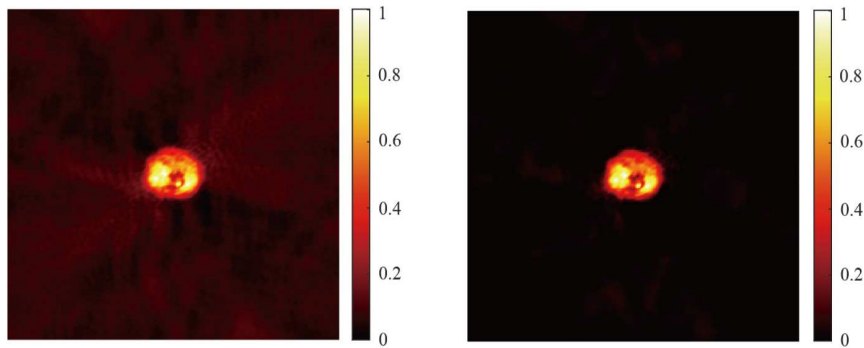


图 4 稻城圆环阵太阳射电成像望远镜观测得到的太阳脏图(左)和退卷积后的洁图(右)

Figure 4 A dirty image (left) and the cleaned image (right) of the Sun from the DAocheng solar Radio Telescope (DART).

梯度场的非迭代退卷积算法. 它全程在实空间完成, 无需频域变换或迭代求解, 因此计算高效、稳定性强且抗噪声能力出色. 核心思想是将由点扩散函数引起的局部模糊视作扩散效应, 并通过梯度指引的像素重分配过程实现逆扩散, 将信号重新集中回可能的真实位置. 算法先平滑图像以降低噪声干扰, 再根据每个像素邻域的梯度方向重分配像素值, 最终叠加形成退卷积图像. 该机制遵循图像局部结构变化, 总流强守恒, 无需完整PSF模型, 能稳健恢复结构并降低伪影风险, 特别适合大规模天文观测数据的快速、精确源提取.

此外, 压缩感知技术已成功地应用于地面的干涉阵列成像中, 展示了良好的性能^[27-29]. 压缩感知是指当信号具有稀疏性或可压缩性时, 可以突破香农-奈奎斯特采样定理(Shannon-Nyquist Sampling Theorem)限制, 从少量的测量值中高精确地重构出原始信号. 然而, 绕月超长波卫星阵列与地面干涉阵列存在着明显区别, 其具有超长波天线同时接收全天视场信号、三维非共面基线与随时间变化的月球遮挡等特点. 因此, 后续我们将根据绕月超长波卫星阵列的特点, 研究专有的稀疏采样成像算法.

4.3 深度学习方法的应用

在射电天文干涉成像中, 天线阵列在空间傅里叶域的不完整的采样导致图像重构成为一个病态的逆问题. 尽管传统的CLEAN去卷积算法具有实现简便、计算效率高等优点, 但依赖人为调参, 成像质量有限、难以满足高精度、自动化和大规模数据处理的需求. 随着人工智能技术的迅猛发展, 深度学习在图像恢复与重构领域展现出强大的非线性建模能力和数据驱动特性, 为射电干涉图像重构提供全新的思路. 深度神经网络通过构建输入与输出之间的复杂映射关系, 能够自动学习图像中的空间结构、噪声特征和隐藏的先验信息, 从而有效提升重构图像的质量. 在这一过程中, 网络可以通过局部感受野提取图像的纹理与边缘特征, 同时利用残差结构克服深层模型训练中的梯度消失问题, 进一步增强模型的表达能力. 此外, 引入注意力机制有助于提升模型对多尺度结构的响应, 生成对抗网络则通过引入判别器来提高图像细节的真实性与自然性, 而自编码器与变分自编码器则在图像压缩与去噪中展现出良好的性能.

近年来, 已有多种深度神经网络被引入射电干涉

成像场景, 并在多个观测场景中取得显著成果. 例如, Terris等人^[30]系统比较了多种深度正则化图像重构方法, 验证了其在射电图像去噪与超分辨率重构方面的性能; Gheller和Vazza^[31]将卷积深度去噪自编码器用于天文图像滤波, 有效抑制了噪声干扰并保留了结构信息; 卢梅等人^[32]针对SKA成像反卷积问题, 提出了基于残差神经网络的重构框架, 探索了数据驱动策略在大规模干涉数据处理中的适应性; Aghabiglou等人^[33]提出的R2D2系列网络则展示了在成像速度与精度之间取得良好平衡的潜力^[34]. 图5展示了用深度学习方法处理VLA观测的3C391图像的结果.

与传统算法相比, 深度学习方法不仅具备强大的非线性表达能力和端到端建模优势, 而且无需显式构建复杂的数学模型, 能够更灵活地适应各种观测条件和成像目标. 然而, 这类方法的推广也面临一些现实挑战. 首先由于多数模型是在模拟数据上训练完成, 其在真实观测数据上的泛化能力仍不尽理想. 其次, 传统的深度学习方法往往缺乏对天文物理规律的建模能力, 存在生成结构不符合实际物理背景的风险. 此外, 由于深度神经网络结构复杂, 模型的可解释性和可控性相对较弱, 难以在科研任务中建立足够的信任度.

面向未来, 相关研究将围绕超长波干涉阵列系统的成像特点, 开展面向精细结构恢复与物理一致性的深度学习方法研究. 具体包括两个主要方向:

一是将构建并训练超分辨率大模型以提升图像细节重构能力. 该类模型借助更深更宽的网络结构、注意力机制与长程上下文建模能力, 能更有效捕捉弱信号与多尺度结构特征, 有效复原高动态范围深场图像.

二是将研究基于物理信息神经网络(Physics-Informed Neural Networks, PINNs)的方法, 通过嵌入天文成像中的物理先验, 约束神经网络的训练过程, 使输出图像同时满足观测数据与物理规律. 这类方法能够突破传统深度学习方法对大规模标注数据的依赖, 在数据稀缺或观测遮挡条件下依然具备良好鲁棒性.

为提高上述模型在实测任务中的适应能力, 缓解训练样本匮乏与真实数据标签难以获取的问题, 还将研究数据增强、领域自适应与无监督学习等策略, 进一步提升模型从模拟数据到实际观测场景的泛化性能. 未来, 超分辨率大模型与PINNs构成了未来深度学习在重构天文图像方法的两个核心方向, 在兼顾图像细节还原与物理一致性的同时, 为下一代射电望远镜

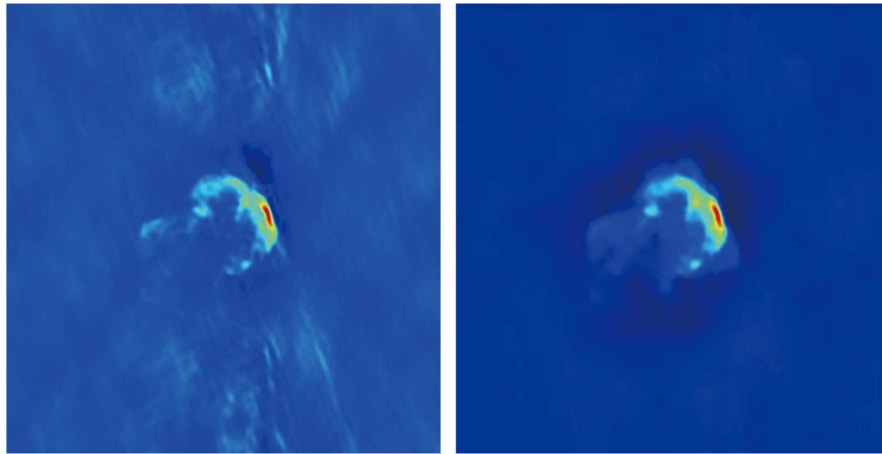


图 5 VLA观测的3C 391脏图(左)和深度学习重构的洁图(右)

Figure 5 The VLA observed 3C 391 dirty image (left) and the clean image reconstructed using the deep learning algorithm (right).

的大数据成像处理提供高精度、可扩展的技术支撑。

5 结论

迄今为止, 空间的干涉测量还从未实现, 因此鸿蒙的观测成像, 有可能成为最早的空间干涉阵列成像之一²⁾。但开展这一测量并成图还具有很强的挑战性。

如前所述, 理论上可以综合干涉数据得到天图, 初步的数值模拟^[7-9,11,13]也都证实了这一点, 但其成像算法与地面观测有很多不同, 目前提出的方法都还是初步的, 尚有待进一步的优化改进, 以提升成图精度和动态范围, 并改进运算速度、所需内存等, 以适应处理大量干涉观测数据的需求。

为了充分检验干涉测量和成图的方法, 还需要进行更逼近真实情况的仿真模拟。天空的大尺度低频射电辐射主要来自银河系宇宙线电子的同步辐射, 这种辐射呈幂率谱分布, 对于不太低的频率, 可以根据某一频率的天图如408 MHz天图^[12]或多个频率的天图插值得到, 例如全天图模型(GSM)^[35,36]、自治全天前景

模型(SSM)^[37]等。但对于30 MHz以下, 特别是10 MHz以下的辐射, 银河系星际介质的吸收效应很强, 不可忽略, 需要构造包含吸收效应的模型。目前已有包含这一效应的超长波天空模型ULSA (Ultra-Long wavelength Sky model with Absorption effect)^[38], 但这一模型的角分辨率还比较低, 难以满足对亚像素各向异性效应、小天区成像等的仿真模拟。目前正在开展工作, 通过生成服从统计分布的小尺度各向异性解决上述问题。此外, 现有的仿真主要还是基于静态天空的模型, 还需要进一步在模型中引入变源的影响。

本文主要讨论了干涉成像问题。在大视场、三维动态基线、随时间演化的月球遮挡情况下的干涉成像是鸿蒙计划所需解决的关键技术问题之一。

超长波仍是一个未知的天文观测窗口, 仍存在许多不确定性。为了确保鸿蒙计划的成功实施, 尚需对干涉成像问题开展更多方面、更深入的研究, 不断改进、优化成像算法并进行充分、更逼真的端到端(end-to-end)仿真模拟和测试检验, 确保未来鸿蒙阵列获得高质量的天图。

参考文献

- 1 Chen X L, Burns J, Koopmans L, et al. Discovering the sky at the longest wavelengths with small satellite constellations. arXiv: 1907.10853

2) 预期美国的SunRise项目将在2026年发射, 该项目利用多个立方星在地球轨道上对太阳进行观测。此外, 我国的探路者1号卫星也将在鸿蒙之前发射, 在地球轨道上开展编队和干涉测量实验。这两个实验将更早开展空间干涉测量, 但可能受到地球干扰, 较难获得除太阳爆发外的天空图像。美国LuSee-Night预期于2026年发射, 开展月面低频观测, 但仅有位于同一着陆器上的天线

- 2 Chen X L. Some thoughts on developing space low-frequency radio astronomy in China (in Chinese). In: Proceedings of the 2nd Annual Academic Conference of the Deep Space Exploration Technology Committee, Chinese Society of Astronautics. Beijing, 2005. 49–53 [陈学雷. 关于开展我国空间低频射电天文学的一些设想. 中国宇航学会深空探测技术专业委员会第2届学术年会会议文集. 北京, 2005. 49–53]
- 3 Wu J, Yan J, Wu L, et al. An imaging method based on satellite array. China Patent, ZL201510208120.5, 2015
- 4 Chen X, Yan J, Deng L, et al. Discovering the sky at the longest wavelengths with a lunar orbit array. *Phil Trans R Soc A*, 2021, 379: 20190566
- 5 Chen X L, Yan J Y, Xu Y D, et al. Discovering the sky at the longest wavelength mission—A pathfinder for exploring the cosmic dark ages (in Chinese). *Chin J Space Sci*, 2023, 43: 43–59 [陈学雷, 阎敬业, 徐怡冬, 等. 宇宙黑暗时代探路者——鸿蒙计划. 空间科学学报, 2023, 43: 43–59]
- 6 Thompson A. R. Moran J M. Swenson G W. Interferometry and Synthesis in Radio Astronomy. 3rd ed. Heidelberg: Springer, 2017
- 7 Zhou M, Deng F, Xu Y, et al. Synthesis imaging with a lunar orbit array. II. Impacts of instrument-induced phase errors. *Astron J*, 2026, 171: 298
- 8 Huang Q, Sun S, Zuo S, et al. An imaging algorithm for a lunar orbit interferometer array. *Astron J*, 2018, 156: 43
- 9 Shi Y, Xu Y, Deng L, et al. Imaging sensitivity of a linear interferometer array on lunar orbit. *Mon Not R Astron Soc*, 2022, 510: 3046–3062
- 10 Evans J V. Radar studies of planetary surfaces. *Annu Rev Astron Astrophys*, 1969, 7: 201–248
- 11 Deng F, Xu Y, Wu F, et al. Synthesis imaging with a lunar orbit array: I. Global sky map and its systematics. arXiv: 2511.18494
- 12 Haslam C G T, Salter C J, Stoffel H, et al. A 408-MHz all-sky continuum survey. II. The atlas of contour maps. *Astron Astrophys Suppl Ser*, 1982, 47: 1–142
- 13 Yang X, Wang M, Wu L, et al. A novel imaging method based on reweighted total variation for an interferometer array on lunar orbit. *Res Astron Astrophys*, 2023, 23: 125017
- 14 Wei T H, Yang X C, Wu L, et al. Imaging method based on hybrid regularization for ultra-long wave satellite array in lunar orbit (in Chinese). *Sci Sin-Phys Mech Astron*, 2025, 55: 109511 [韦天鸿, 杨晓城, 武林, 等. 基于混合正则化的绕月超长波卫星阵列成像方法. 中国科学: 物理学 力学 天文学, 2025, 55: 109511]
- 15 Zhou M, Deng F, Xu Y, et al. Synthesis imaging with a lunar orbit array: III. Augmented lagrangian Multiplier Imaging using Gradient descent Optimization (AMIGO). arxiv: 2607.11006
- 16 Yan J, Wu J, Wu L, et al. A super radio camera with a one-kilometre lens. *Nat Astron*, 2023, 7: 750
- 17 Cornwell T J. Multiscale CLEAN deconvolution of radio synthesis images. *IEEE J Sel Top Signal Process*, 2008, 2: 793–801
- 18 Bhatnagar S, Cornwell T J. Adaptive scale pixel decomposition CLEAN algorithm. In: Astronomical Data Analysis Software and Systems (ADASS) XIII, Proceedings of the conference held 12–15 October, 2003 in Strasbourg, France. San Francisco: Astronomical Society of the Pacific, 2004. p.117
- 19 Zhang L, Bhatnagar S, Rau U, et al. Efficient implementation of the adaptive scale pixel decomposition algorithm. *Astron Astrophys*, 2016, 592: A128
- 20 Zhang L. Fused CLEAN deconvolution for compact and diffuse emission. *Astron Astrophys*, 2018, 618: A117
- 21 Zhang L, Zhang M, Liu X. The adaptive-loop-gain adaptive-scale CLEAN deconvolution of radio interferometric images. *Astrophys Space Sci*, 2016, 361: 153
- 22 Zhang L, Xu L, Zhang M, et al. An adaptive loop gain selection for CLEAN deconvolution algorithm. *Res Astron Astrophys*, 2019, 19: 079
- 23 Zhang L, Mi L G, Zhang M, et al. Adaptive-scale wide-field reconstruction for radio synthesis imaging. *Astron Astrophys*, 2020, 640: A80
- 24 Zhang L, Mi L G, Zhang M, et al. Parameterized reconstruction with random scales for radio synthesis imaging. *Astron Astrophys*, 2021, 646: A44
- 25 Zhang L, Mi L G, Xu L, et al. Adaptive scale model reconstruction for radio synthesis imaging. *Res Astron Astrophys*, 2021, 21: 063
- 26 Zhang L, Zhang M, Wang B. A model estimator for noisy compact emission recovery in radio synthesis imaging. *Astron J*, 2023, 166: 53
- 27 Yang X, Cheng H, Wu L, et al. Non-convex sparse regularisation for radio interferometric imaging via smoothly clipped absolute deviation. *Astron Astrophys*, 2025, 704: A43
- 28 Yang X, Cheng H, Wu L, et al. A L_q proximal gradient algorithm for radio-interferometric imaging. *Publ Astron Soc Pac*, 2025, 137: 024502
- 29 Yang X, You X, Wu L, et al. A radio-interferometric imaging method based on the wavelet tight frame. *Astron J*, 2025, 169: 130
- 30 Terris M, Dabbech A, Tang C, et al. Image reconstruction algorithms in radio interferometry: From handcrafted to learned regularization denoisers. *Mon Not R Astron Soc*, 2023, 518: 604–622
- 31 Gheller C, Vazza F. Convolutional deep denoising autoencoders for radio astronomical images. *Mon Not R Astron Soc*, 2022, 509: 990–1009

- 32 Lu M, Zhang L, Li D N, et al. Study on SKA image deconvolution using deep learning (in Chinese). [Adv Appl Math](#), 2022, 11: 613–620 [卢梅, 张利, 李丹宁, 等. 基于深度学习的SKA图像反卷积研究. [应用数学进展](#), 2022, 11: 613–620]
- 33 Aghabiglou A, Chu C S, Dabbech A, et al. The R2D2 deep neural network series paradigm for fast precision imaging in radio astronomy. [Astrophys J Suppl Ser](#), 2024, 273: 3
- 34 Terris M, Tang C, Jackson A, et al. The AIRI plug-and-play algorithm for image reconstruction in radio-interferometry: Variations and robustness. [Mon Not R Astron Soc](#), 2025, 537: 1608–1619
- 35 de Oliveira-Costa A, Tegmark M, Gaensler B M, et al. A model of diffuse Galactic radio emission from 10 MHz to 100 GHz. [Mon Not R Astron Soc](#), 2008, 388: 247–260
- 36 Zheng H, Tegmark M, Dillon J S, et al. An improved model of diffuse galactic radio emission from 10 MHz to 5 THz. [Mon Not R Astron Soc](#), 2017, 464: 3486–3497
- 37 Huang Q Z, Wu F Q, Chen X L. A high-resolution self-consistent whole sky foreground model. [Sci China-Phys Mech Astron](#), 2019, 62: 989511
- 38 Cong Y, Yue B, Xu Y, et al. An ultralong-wavelength sky model with absorption effect. [Astrophys J](#), 2021, 914: 128

Imaging methods and improvements for the cislunar orbit ultralong wavelength satellite array

CHEN Xuelei^{1,2*}, DENG Furen^{1,3}, DENG Li^{4,5}, WANG Xin⁶, WU Lin^{4,5}, XU Yidong^{1,2},
YAN Jingye^{4,5}, YANG Xiaocheng^{7*}, ZHANG Le⁶, ZHANG Li⁸ & ZHOU Meng^{1,2}

¹ National Astronomical Observatories, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China

² State Key Laboratory of Radio Astronomy and Technology, Beijing 100101, China

³ University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

⁴ National Space Science Center, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China

⁵ State Key Laboratory of Solar Activity and Space Weather, Beijing 100190, China

⁶ School of Physics and Astronomy, Sun Yat-sen University, Zhuhai 519082, China

⁷ School of Computer Science and Technology, Zhengjiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China

⁸ College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China

*Corresponding authors (CHEN Xuelei, email: xuelei@bao.ac.cn; YANG Xiaocheng, email: yangxiaoch209@163.com)

The cislunar orbit low frequency radio observatory, also known as the Discovering Sky at the Longest wavelength (DSL) mission or Hongmeng mission, will deploy multiple satellites along the same orbit around the Moon, forming a linear array to conduct spaceborne low-frequency radio astronomical observations on the far side of the Moon. This will open up a new part of the electromagnetic spectrum, providing the first high-resolution full-sky images in the ultralong wavelength band below 30 MHz which we shall refer to as the ultralong wavelength band, and obtaining information such as the intensity, spectrum, and distribution of astronomical radio sources in this band. Due to the unique characteristics of the lunar orbiting formation satellite array, the ultralong wavelength astronomical observation array features an all-sky field of view, three-dimensional dynamic non-coplanar baselines, and challenges such as time-varying lunar occultation. Conventional imaging techniques commonly used for ground-based arrays cannot be directly applied. At the same time, the data volume and computational requirements for achieving high-resolution full-sky imaging are substantial, placing high demands on the speed, efficiency, and parallel processing capabilities of imaging algorithms. This paper provides a review of research on imaging methods for lunar orbiting satellite arrays.

space astronomy, radio astronomy, interferometry, synthesis imaging, algorithm, sky survey, Hongmeng mission (DSL mission)

PACS: 95.55.-n, 95.55.Jz, 95.75.Kk, 95.75.Mn, 95.75.Pq, 95.80.+p

doi: [10.1360/SSPMA-2026-0094](https://doi.org/10.1360/SSPMA-2026-0094)