

一种基于稀疏先验的综合孔径展源 辐射成像统计反演方法

何方敏^{1,2}, 李青侠², 赵治华¹, 陈 柯²

(1. 海军工程大学电力电子技术研究所, 湖北武汉 430033; 2. 华中科技大学电子与信息工程系, 湖北武汉 430074)

摘 要: 确定性的综合孔径辐射计反演方法没有考虑亮温分布先验信息的统计特性. 针对亮温分布具有非连续特性的展源, 本文提出了一种基于稀疏先验的综合孔径展源辐射成像统计反演方法. 根据该方法, 采用修正的差分算子提取亮温非连续分布展源中隐含的稀疏先验, 建立稀疏先验概率分布的多层先验等效高斯模型, 将图像反演等效为该模型超参数估计, 并采用期望最大化算法估计该模型超参数. 仿真和实验结果表明: 与现有的综合孔径辐射计确定性反演方法相比, 本文提出的反演方法不仅能有效提高反演图像的准确度, 而且对综合孔径辐射计的各种误差鲁棒性更强.

关键词: 综合孔径; 辐射计; 展源; 稀疏先验; 统计反演

中图分类号: TP722.6

文献标识码: A

文章编号: 0372-2112 (2013)03-0417-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.03.001

A Sparse Prior Based Statistical Inversion Approach for Aperture Synthesis Radiometric Imaging of Extended Source

HE Fang-min^{1,2}, LI Qing-xia², ZHAO Zhi-hua¹, CHEN Ke²

(1. Research Institute of Power Technique, Navy University of Engineering, Wuhan, Hubei 430033, China;

2. Department of Electronics and Information Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China)

Abstract: In the deterministic inversion approaches for aperture synthesis radiometers (ASRs) imaging, the statistical property about the prior of brightness temperature distribution (BTD) is not taken into account. Aimed at the extended sources with discontinuous BTD, a sparse prior based statistical inversion approach (SIA) for ASRs imaging is proposed. According to the SIA, a modified difference operator is used to extract the implicit sparse prior about the discontinuous BTD of the extended sources, and the equivalent hierarchical prior Gaussian model for the sparse prior probability distribution is constructed. Then the inversion of ASRs is recast as hyperparameter estimation, and the expectation maximization algorithm is proposed to estimate the hyperparameter. The simulations and experiments show that the sparse prior based SIA can improve the radiometric accuracy of the reconstructed image and is more robust to the impacts of the imperfections of the ASRs as compared to the deterministic inversion approaches.

Key words: aperture synthesis; radiometer; extended source; sparse prior; statistical inversion

1 引言

为改善实孔径辐射计的空间分辨率, 人们在上世纪八十年代发展了综合孔径微波辐射计. 综合孔径辐射计 (Aperture Synthesis Radiometers, ASRs) 测量的可见度函数 $V(\mathbf{u})$ 与被观测场景的亮温分布 $T(\xi)$ 满足如下关系^[1~3]

$$V(\mathbf{u}) \propto \iint_{\|\xi\| < 1} [T(\xi) / \sqrt{1 - \|\xi\|^2}] F_k(\xi) F_l^*(\xi) r(-\mathbf{u}\xi/f_0) e^{-j2\pi\mathbf{u}\xi} d\xi \quad (1)$$

其中, $F_{k,l}$ 表示归一化天线电压方向图, f_0 表示中心频率, r 表示消条纹函数, $\mathbf{u}$ 表示波长归一化的基线坐标, ξ 表示方向余弦. 假设 ASRs 测量的非零基线数为 M , M 个如(1)所示的方程组可用矩阵表示为^[4,5]

$$\mathbf{V} = \mathbf{G}\mathbf{T} + \mathbf{e} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{V}$ 表示 $(M+1) \times 1$ 维可见度函数采样列向量, 简称为可见度采样; $\mathbf{T}$ 表示 $J \times 1$ ($J > M$) 维离散的亮温分布, 模型操作算子 $\mathbf{G}$ 表示 ASRs 的冲击响应; $\mathbf{e}$ 表示可见度采样的测量噪声.

从 ASRs 测量的可见度采样重建被观测场景的亮温分布是一个不适定的反问题^[6,7]. ASRs 反问题的不适定性根植于 $\mathbf{G}$ 矩阵以及未知解对应的信号空间. 解决反问题不适定性的根本途径在于提取、正确描述(用数学语言)并利用关于未知解的先验信息. 早期的展源 CLEAN 算法^[8]完全忽略了反问题的不适定性, 没有约束 $\mathbf{G}$ 矩阵的不适定性. MP 广义逆算法在输出最小平方问题的框架内计算反问题的最小范数解; 然而, 从反问题数值解的观点看, 由于 $\mathbf{G}$ 矩阵的不适定性, 矩阵 $\mathbf{G}\mathbf{G}^H$ 的条件数会很大或者不可逆, 从而导致无法执行广义逆算法 $\mathbf{G}^H(\mathbf{G}\mathbf{G}^H)$. 因此, 对于不适定的 $\mathbf{G}$ 矩阵, 最小平方解不稳定; 相应地, 最小范数解无意义. Lannes 等最早分析了 ASRs 成像反问题的不适定性^[9,10], 并指出可通过正则化的手段来寻求唯一的稳定解^[11,12]. 一种直接从反问题数值解发展起来的正则化方法称为截断奇异值分解法 (TSVD), 但该算法在选取所要舍弃的最佳最小奇异值的个数(即进行正则化参数选择)上却面临着困难^[7]. Tikhonov 正则化法同样面临着如何选择最佳正则化数的困难^[7]. 带限正则化法^[13]则利用 ASRs 的带限特性^[9]约束 $\mathbf{G}$ 矩阵的不适定性. TSVD 法和 Tikhonov 正则化方法采用数学的技巧提高数值解的稳定性, 而带限正则化法通过 ASRs 的物理特性约束反问题解. 经研究上述三种正则化方法具有相同的性能^[14]. 这三种正则化方法的目的是为了获得稳定的解, 都没有提供有关 $\mathbf{T}$ 的信号空间的任何先验信息.

上述 ASRs 反演方法均属于确定性反演方法^[7], 这类方法倾向于仅涉及模型参数的估计值而不涉及概率分布本身. 然而, 从统计学的角度来看, 其反问题解往往是基于潜在的可见度采样和先验信息的统计分布得到的: ①MP 广义逆法等效为似然率为高斯白噪声的最大似然法^[7]. ②TSVD 法可视为先验概率 $p(\mathbf{T}_{pr} \in \text{span}\{\mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_n\})$ 为 1 的最大后验 (Maximum A Posterior, MAP) 估计法, $\mathbf{v}_i (1 \leq i \leq n)$ 为截断右奇异向量^[7]. 因此, TSVD 法的性能取决于矩阵截断奇异值之后的 $\mathbf{G}$ 矩阵与先验协方差矩阵的特征向量之间的吻合程度. ③Tikhonov 正则化方法可等效为先验概率分布和 $\mathbf{e}$ 的概率分布均为高斯白噪声分布的 MAP 法. ④带限正则化法通过引入 ASRs 空间频率采样离散、有限的先验信息对解空间进行约束. 在带限正则化反演算法中可见度采样噪声仍被默认为高斯白噪. 因此, 上述 ASRs 确定性反演方法均属于统计反演方法的特例. 这些反演方法潜在性使用的亮温分布先验概率分布和可见度采样概率分布本质上限制了反演方法的性能. 因此, 有必要发展更为准确的亮温分布先验模型和可见度采样统计模型. 可见度采样的准确统计模型请参见文献^[15]和^[16]. 本文将

研究展源亮温分布的先验模型和统计反演方法.

需要特别指出的是: 在地球无源微波遥感中, Camps^[17]和 Anterrieu^[18]将先验的地球和宇宙背景亮温分布特征引入到反演过程中, 以提高反演图像的准确度. 但正如 Anterrieu 所指出的, 这些方法属于反演之前的可见度函数预处理, 本质上并没有对 ASRs 反问题的不适定性进行正则化; 因为, 这些方法仅仅修正了方程 (2) 的左边, 而 ASRs 反问题的不适定性根植于 $\mathbf{G}$ 矩阵和未知解 $\mathbf{T}$ 对应的信号空间.

统计反演方法在一个更大的概率分布空间重构反问题, 使之成为一个良态扩展的问题以消除其不适定性. 统计反演方法将反演模型中的变量均视为随机变量, 该方法倾向于直接挖掘和利用先验信息, 具有从本质上提高 ASRs 性能的潜力. 统计反演方法通过统计推断的方式估计未知参数, 避免了最优正则化参数选择面临的困难. 统计反演的结果为被测对象的后验概率分布, 包含了关于未知解的所有可以利用的信息, 有利于方便地评价反演结果的性能. 统计反演方法采用统计推断估计未知参数, 可避免确定正则化参数的困难; 通过引入先验信息的统计特性, 可提高反演图像的质量. 根据统计反演方法的特点, 从如下三个环节开展了 ASRs 统计反演成像的研究工作: ①构造似然函数以描述可见度采样和未知亮温分布之间的内在联系; ②构造先验概率分布以最恰当地描述展源亮温分布的先验信息; ③根据似然函数和先验概率分布之间的关系, 发展估计后验概率分布的方法.

2 ASRs 统计反演方法

在统计反演框架内, $\mathbf{V}$ 、 $\mathbf{T}$ 和 $\mathbf{e}$ 均被视为多元随机变量. 根据贝叶斯公式, 亮温分布的后验概率分布可以表示为

$$p(\mathbf{T}|\mathbf{V}) = p(\mathbf{V}|\mathbf{T})p(\mathbf{T})/p(\mathbf{V}) \quad (3)$$

其中, $p(\mathbf{T})$ 为先验概率分布, 表示测量数据之外已知的亮温分布的信息; $p(\mathbf{V}|\mathbf{T})$ 为似然概率分布, 后验概率分布 $p(\mathbf{T}|\mathbf{V})$ 表示已知可见度采样和先验信息时 $\mathbf{T}$ 的概率分布. 统计反演的基本任务是提取亮温分布的先验信息和可见度采样的统计特性, 并采用统计推断的方法来估计未知的亮温分布.

2.1 似然概率分布

在数字 ASRs 中, 通过对两路信号的 ADC 采样样本序列相乘并取算术平均实现相关运算可得可见度采样值. 当 ADC 采样样本数足够大时, 若忽略数字序列样本的自相关性, 根据中心极限定理, 可近似认为可见度采样值向量服从复多元高斯分布. 因此, 似然概率分布可表示为

$$p(\mathbf{V}|\mathbf{T}) = \mathcal{N}(\mathbf{V}|\mathbf{G}\mathbf{T}, \mathbf{C}_V) \quad (4)$$

其中, $\mathbf{C}_V$ 表示可见度采样值协方差矩阵, 其具体计算方法请参见文献[17].

2.2 先验模型

由于窄带系统接收的热辐射信号具有高斯特性^[16], 且热辐射信号具有空间不相关的特性. 因此, $p(\mathbf{T})$ 可采用高斯先验模型表示. 其先验协方差可通过求解反问题的‘初步’模型来估计. 这里所谓的‘初步’表示不利用先验信息. 然而, 根据这种方法估计得到的先验协方差会收到接收机噪声的影响. 例如, 对于理想的无噪声 ASRs, 反演图像像素的方差会遵循亮温的分布; 而当接收机噪声温度与天线温度之比较高时, 反演图像各像素的方差趋近于相同. 相比于像素方差的分布, 根据‘初步’反演模型求解得到的亮温分布更接近于其真实值. 基于以上分析和事实, 构建如下的高斯先验模型

$$p(\mathbf{T}|\beta) = \mathcal{N}(\mathbf{T}|0, \beta\mathbf{C}_T) \quad (5)$$

其中, $\mathcal{N}(\mathbf{T}|0, \beta\mathbf{C}_T)$ 表示均值为零, 协方差矩阵为 $\beta\mathbf{C}_T$ 的高斯分布; 对角矩阵 $\mathbf{C}_T$ 的第 j 个元素为 $(T_j')^2$; T_j' 为 $\mathbf{T}'$ 的第 j 个元素, $\mathbf{T}'$ 是根据‘初步’反问题模型估计得到的亮温分布值; 超参数 β 用于调谐估计的先验协方差

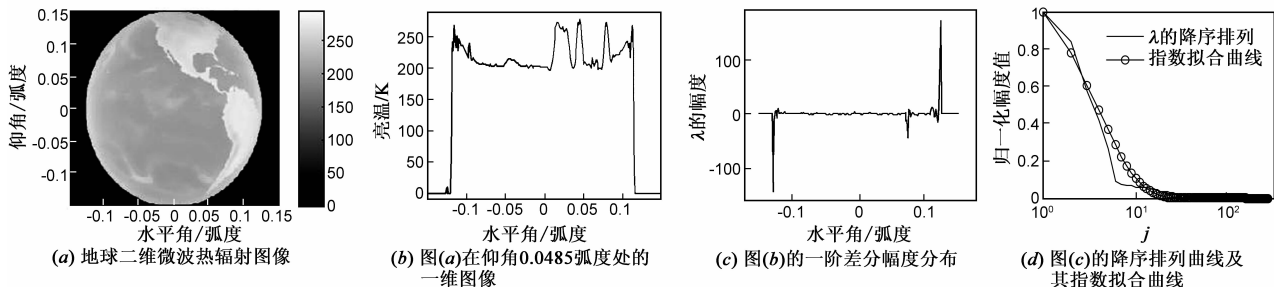


图1 地球微波热辐射图像的稀疏先验

上述条件下的 λ 中只有少数重要的幅度系数, 该信息可用稀疏(或 ℓ_1)先验描述^[20~24]. 若忽略 λ 的第 J 个元素 λ_j 与 $\mathbf{T}$ 的第 J 个元素与 T_j 之间的相关性, 向量 $[\lambda_1, \dots, \lambda_{J-1}, T_j]$ 的先验概率分布可采用稀疏先验概率分布表示为^[7]

$$p([\lambda_1, \dots, \lambda_{J-1}, T_j]) \propto \exp\left(-\alpha \sum_{j=1}^{J-1} (|\lambda_j| + |T_j|)\right); \quad (6)$$

$$\mathbf{L} = \begin{bmatrix} 1 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & 0 \\ \cdot & \cdot & \cdot & 1 & -1 \\ 0 & \cdot & \cdot & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, $\lambda_j = T_j - T_{j+1}$; $1 \leq j \leq J-1$; $\mathbf{L}$ 表示 $J \times J$ 维修正一阶差分算子, $\mathbf{L}$ 中的最后一行是人为添加的, 其目的是为了保证矩阵 $\mathbf{L}$ 可逆. ASRs 的反问题模型可改写为

$$\mathbf{V} = \Phi\lambda + \mathbf{e} \quad (8)$$

其中, $\Phi = \mathbf{GL}^{-1}$. 这样, ASRs 反演就等效为在先验概率

与真实的协方差.

上述高斯先验模型取决于 ASRs 的测量数据. 因此, $\mathbf{C}_T$ 的准确度受到 ASRs 误差的影响. 为避免 ASRs 误差对先验协方差的影响, 应发展独立于测量数据的先验模型. 以具有结构特征的场景为例, 如从地球静止轨道观测的地球场景, 它由宇宙背景、陆地、海洋、岛屿等组成. 其微波热辐射亮温分布见图 1(a)^[19]. 以仰角 0.0485 弧度处的一维亮温分布为例(图 1(b)), 这类亮温分布具有某些不连续或者起伏较大的位置(如宇宙背景和地球交界处、海洋和陆地交界处等), 称亮温分布的这种特征为非连续性^[7]. 不难从图 1(a)看出, 不同仰角位置的一维水平亮温分布均具有不同程度的亮温非连续性. 虽然难以直接在实空间域利用 $\mathbf{T}$ 的非连续先验, 但是可以考虑具有非连续特性的亮温分布的一阶差分 λ 的先验信息. 仍以图 1(b)所示的亮温分布为例, 对应的 λ 的幅度分布如图 1(c), 其降序排列如图 1(d); 可发现 λ 的降序排列幅值呈指数形式下降, 可采用如图 1(d)的曲线 $\exp(-0.2j)$ 近似拟合. 其它仰角处的一维图像也具有类似性质. 因此, 可认为 λ 具有广义稀疏特性.

分布(6)下求解式(8). 若反演得到 $\mathbf{T}$ 的一阶差分 λ' , 则相应的反演亮温分布为 $\mathbf{L}^{-1}\lambda'$.

根据贝叶斯概率论, ℓ_1 范数可以看作是于 λ 的每个元素的 Laplacian 分布的负对数; 而 ℓ_2 范数可以看作是 $\mathbf{V}$ 的每个元素的高斯分布的负对数. 在 ASRs 成像中, 稀疏先验概率分布与似然概率分布(高斯概率分布)不共轭^[25]. 虽然可直接采用 MCMC 方法^[26] 计算相应的后验概率分布, 但是会严重增加计算的复杂度. Tipping 在稀疏贝叶斯学习中提出了构造稀疏先验信息的多层共轭先验等效模型的方法^[27]. 根据该多层共轭等效先验模型, 可采用解析的方法计算 λ 的后验概率分布 $p(\lambda|\mathbf{V})$. 根据该方法, 首先定义关于 λ 的每个元素的零均值高斯先验概率分布

$$p(\lambda|\alpha) = \prod_{j=1}^J \mathcal{N}(\lambda_j|0, \alpha_j^{-1}) \quad (9)$$

其中, $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_J]$, α_j 表示 λ 的第 j 个元素的方差的倒数. 然后, 采用 Gamma 先验概率分布^[28] 作为超参数 α

的超先验概率分布

$$p(\boldsymbol{\alpha} | a, b) = \prod_{j=1}^J \Gamma(\alpha_j | a, b) \quad (10)$$

其中, Γ 表示伽玛函数. 则 $\boldsymbol{\lambda}$ 的整体先验概率分布为

$$p(\boldsymbol{\lambda} | a, b) = \prod_{j=1}^J \int_0^\infty \mathcal{N}(\lambda_j | 0, \alpha_j^{-1}) \Gamma(\alpha_j | a, b) d\alpha_j \quad (11)$$

将 λ_j 视为测量数据, $\mathcal{N}(\lambda_j | 0, \alpha_j)$ 作为似然概率分布; 那么, $\Gamma(\alpha_j | a, b)$ 就为 α_j 的共轭先验概率分布. 而 $\int_0^\infty \mathcal{N}(\lambda_j | 0, \alpha_j) \Gamma(\alpha_j | a, b) d\alpha_j$ 即可解析地表示为学生分布. 通过调整参数 a 和 b , 可使学生分布在 λ_j 处具有很高的尖峰. 这就很好地符合了稀疏先验信息的特征.

2.3 超参数估计

在统计学中, 未知参数的估计均可视为统计推断问题, 由此引出了超参数估计的问题^[28]. 结合似然概率分布和先验概率分布, 可得未知量 $\boldsymbol{\lambda}$ 和 $\boldsymbol{\alpha}$ 的后验概率分布为

$$p(\boldsymbol{\lambda}, \boldsymbol{\alpha} | \mathbf{V}) = p(\boldsymbol{\lambda} | \mathbf{V}, \boldsymbol{\alpha}) p(\boldsymbol{\alpha} | \mathbf{V}) \quad (12)$$

由先验概率分布(9)和似然概率分布(4), 根据贝叶斯公式, 可得 $\boldsymbol{\lambda}$ 关于 $\mathbf{V}$ 和超参数 $\boldsymbol{\alpha}$ 的后验概率分布为

$$p(\boldsymbol{\lambda} | \mathbf{V}, \boldsymbol{\alpha}) = p(\mathbf{V} | \boldsymbol{\lambda}) p(\boldsymbol{\lambda} | \boldsymbol{\alpha}) / p(\mathbf{V} | \boldsymbol{\alpha}) = \mathcal{N}(\mathbf{V} | \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) \quad (13)$$

其中, 后验协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 和均值 $\boldsymbol{\mu}$ 分别为

$$\boldsymbol{\Sigma} = [\boldsymbol{\Phi}^H \mathbf{C}_V^{-1} \boldsymbol{\Phi} + \mathbf{A}]^{-1} \quad (14)$$

$$\boldsymbol{\mu} = \boldsymbol{\Sigma} \boldsymbol{\Phi}^H \mathbf{C}_V^{-1} \mathbf{V} \quad (15)$$

其中, 对角矩阵 $\mathbf{A} = \text{diag}(\alpha_1, \dots, \alpha_J)$, 上标 'H' 表示共轭转置. 从式(14)可发现, ASRs 反演(即求 $\boldsymbol{\lambda}$)等效为求超参数 $\boldsymbol{\alpha}$ 的后验概率分布, 即求关于 $\boldsymbol{\alpha}$ 的最大概率分布 $p(\boldsymbol{\alpha} | \mathbf{V}) \propto p(\mathbf{V} | \boldsymbol{\alpha}) p(\boldsymbol{\alpha})$. 不妨假设超先验概率分布为均匀分布, 此时只需最大化 $p(\mathbf{V} | \boldsymbol{\alpha})$, 即最大化式

$$p(\mathbf{V} | \boldsymbol{\alpha}) = \int p(\mathbf{V} | \boldsymbol{\lambda}) p(\boldsymbol{\lambda} | \boldsymbol{\alpha}) d\boldsymbol{\lambda} \quad (16)$$

可采用期望最大化算法最大化上式. 其中, 步骤 E 为: 求最大化式 $E_{\boldsymbol{\lambda} | \mathbf{V}, \boldsymbol{\alpha}}[\log(p(\mathbf{V} | \boldsymbol{\lambda}) p(\boldsymbol{\lambda} | \boldsymbol{\alpha}))]$ 的参数 $\boldsymbol{\alpha}$, $E_{\boldsymbol{\lambda} | \mathbf{V}, \boldsymbol{\alpha}}[\cdot]$ 表示求关于后验概率分布 $p(\boldsymbol{\lambda} | \mathbf{V}, \boldsymbol{\alpha})$ 的均值. 由于似然概率分布 $p(\mathbf{V} | \boldsymbol{\lambda})$ 与超参数 $\boldsymbol{\alpha}$ 不相关. 因此, 最大化式(16)可进一步等效为最大化如下表达式

$$E_{\boldsymbol{\lambda} | \mathbf{V}, \boldsymbol{\alpha}}[\log(p(\boldsymbol{\lambda} | \boldsymbol{\alpha}))] \quad (17)$$

求上式关于 $\log(\alpha_j)$ 的偏导, 令偏导数为零, 可得 $\alpha_j = 1 / \langle \lambda_j^2 \rangle$; 其中, $\langle \lambda_j^2 \rangle \equiv E_{\boldsymbol{\lambda} | \mathbf{V}, \boldsymbol{\alpha}}(\lambda_j^2)$. 步骤 M 通过公式(14)和(15)实现. 最后, 在步骤 M 和 E 之间进行迭代可以得到最大化式(17)超参数 $\boldsymbol{\alpha}$ 、后验协方差矩阵 $\boldsymbol{\Sigma}$ 和均值 $\boldsymbol{\mu}$.

3 仿真

为评估反演算法的性能, 以图 1(a)为参考场景, 该图像为 225×256 像素, 亮温值范围在 $0\text{K} - 320\text{K}$ 之间. 确定性反演方法选取 Tikhonov 正则化方法, 分别将基于如式(5)的高斯先验和基于如式(6)的非连续先验的统计反演方法简称为 SIA-G 和 SIA-D. 仿真采用大型毫米波 ASRs 仿真平台^[29]. 设天线单元的最小间距为 3.75 倍波长, 这样可保证地球的轮廓在 ASRs 视场范围 ($-0.15 \sim 0.15$ 弧度)内. 本文主要分析反演方法的性能, 因此不考虑视场外的亮温, 这样可避免视场混叠效应. 设系统积分时间为 0.1s , 接收机噪声为 300K , 天线阵列采用 14 单元最小冗余直线阵. 为分析反演方法对误差的鲁棒性, 设置各种 ASRs 误差如下: 天线相位误差从 -6° 至 6° 均匀随机变化; 天线归一化方向图的幅度误差服从高斯分布, 均值为零, 方差为 0.1 ; 各接收机中心频率、带宽和中心频率处相位分别在 $36.40 \sim 36.42\text{GHz}$, $90 \sim 110\text{MHz}$ 及 $-5^\circ \sim 5^\circ$ 之间均匀随机变化.

采用均方根误差 (Root-Mean Square Error, RMSE) ($\sqrt{\sum_{\text{FOV}} (T_p' - T_p)^2 / J^2}$)^[13] 评价反演图像的质量. 其中, T_p' 和 T_p 分别表示反演图像和参考场景的亮温. 对图 1(a)中每一行的反演图像的 RMSE (简称 RMSE_1D) 进行统计. 首先, 不加入 ASRs 误差. 不同仰角对应的 RMSE_1D 分布见图 2(a). 与 Tikhonov 正则化相比, SIA-G 和 SIA-D 在各仰角位置处对应的 RMSE_1D 差别较小. 为定量分析, 将整幅二维的反演图像的 RMSE 简记为 RMSE_2D. 与 Tikhonov 正则化相比 (5.24K), SIA-G (4.35K) 和 SIA-DP (4.85K) 可将 RMSE_2D 分别改善 16.98% 和 7.44% . 接下来, 引入所有上述 ASRs 误差. 各反演方法的 RMSE_1D 分布见图 2(b). Tikhonov 正则化、SIA-G 和 SIA-D 对应的 RMSE_2D 分别为 34.21K , 35.59K 和 5.18K .

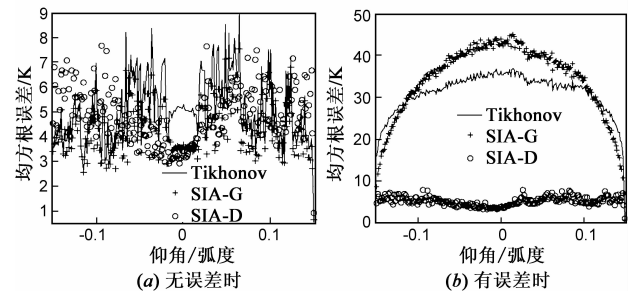


图 2 一维地球亮温分布反演图像的均方根误差分布

上述仿真结果表明: (1) 在理想的 ASRs 条件下, SIA-G 与 SIA-D 均能不同程度地提高反演图像质量; 但 SIA-G 的性能受 ASRs 误差的影响, 本质上是高斯先验模型依赖于测量数; (2) 与 Tikhonov 正则化, SIA-D 对各

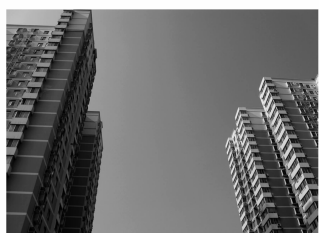
种误差具有更强的鲁棒性,本质上是引入了独立于测量数据的未知亮温分布的潜在稀疏先验信息。

4 实验结果与分析

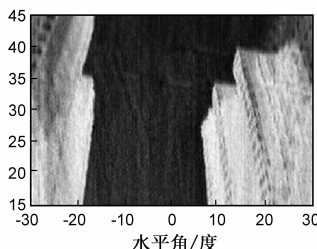
利用毫米波 ASRs 原型样机^[30],进行了各种反演方法的性能比较实验。

该 ASR 系统采用 16 单元最小冗余直线阵,最小天线间距为 1 倍波长,最大天线间距为 90 倍波长,中心频率为 36.41GHz,带宽 100MHz,等效积分时间 32ms。

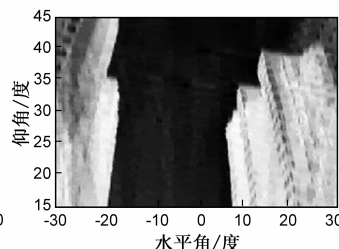
参考场景见图 3(a),该场景中天空与建筑物亮温差较大,具有明显的非连续先验;视觉上,SIA-D(图 3(c))比 Tikhonov 正则化方法(图 3(b))的噪声要小。为进行定量比较,在可见度采样数值中加入高斯噪声,使其对应的等效积分时间为 3.2×10^{-4} s。此时两种方法的反演图像如图 4(a)和 4(b)。可发现由于 ADC 采样数据噪声水平增加,反演图像质量明显下降。这一方面是由于噪声作为测量误差数据经反演过程传播到反演图像,另一方面则是由于噪声增加时稀疏先验模型(如式(6))的准确度下降。由于建筑物真实亮温分布未知,且未对数据进行绝对定标,反演所得数据为相对亮温值;这里定义相对灵敏度 $\langle \| \mathbf{T}' - \langle \mathbf{T}' \rangle \| / \langle \mathbf{T}' \rangle \rangle$ 来衡量反演图像的噪声性能。以仰角 30° 处的一维图像为对象,进行 100 次统计可得,与 Tikhonov 正则化(3.87×10^{-1})相比,SIA-D(5.42×10^{-2})可将对应的反演图像相对灵敏度提高了 85.99%。上述实验结果表明,SIA-D 方法受到噪声水平增加的影响,反演图像质量会下降;但在同等噪声水平条件下,通过引入潜在的场景区稀疏先验信息,与 Tikhonov 正则化方法相比,采用 SIA-D 反演方法能有效减小反演图像的噪声。



(a) 建筑物光学图像



(b) Tikhonov 正则化



(c) SIA-D

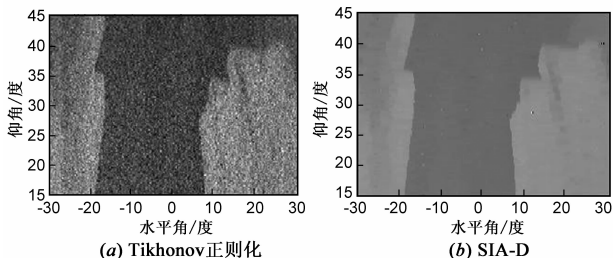
图3 等效积分时间32ms时的反演图像

ASRs 成像等效为超参数估计的问题;采用最大期望算法估计了超参数。仿真和实验结果表明,基于稀疏先验的 ASRs 统计反演方法可有效地提高反演图像的质量;其根本原因在于,该方法引入了独立于测量数据的、关于信号空间的先验信息。

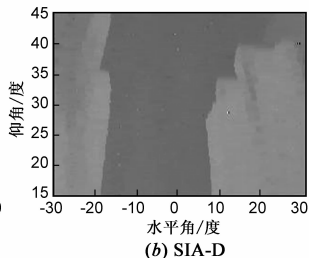
关于一般场景的稀疏先验提取,目前的研究方向正在从单一的正交变换向正交字典、冗余字典^[31,32]等方面发展,这点更符合自然界的大部分信号,能获得的先验信息也更多。对于 ASRs 成像,有必要发展适用于微波热辐射展源场景的正交字典或冗余字典,以提取更多的先验信息,从而提高 ASRs 的成像性能。

参考文献

- [1] 黄永辉,吴季.二维综合孔径微波辐射计成像理论与方法研究[J].电子学报,2002,30(5):697-701.
Huang Yong-hui, Wu Ji. Study on image theory of high resolution two-dimensional synthetic aperture microwave radiometer [J]. Acta Electronica Sinica, 2002, 30(5): 697-701. (in Chinese)
- [2] 王本庆,李兴国.近程毫米波合成孔径辐射计成像算法[J].电子学报,2009,37(6):1353-1356.
Wang Ben-qing, Li Xing-guo. Near sensing millimeter wave synthetic aperture radiometer imaging algorithms [J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(6): 1353-1356. (in Chinese)
- [3] 董晓龙,吴季,等.信道互耦和不平衡度对综合孔径微波辐射计复相关干涉测量的影响分析及其校准[J].电子学报,2001,29(7):947-949.
Dong Xiao-long, Wu Ji, et al. Analysis and calibration of effects on complex correlations from mutual coupling and imbalance between channels [J]. Acta Electronica Sinica, 2001, 29(7): 947-949. (in Chinese)
- [4] 刘浩,吴季,等.综合孔径微波辐射计信道误差分析与标定[J].2005,33(3):402-406.
Liu Hao, Wu Ji, et al. Analysis and calibration of the channels error of synthetic aperture radiometer [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(3): 402-406. (in Chinese)
- [5] 王飞鹏,吴季.综合孔径微波辐射计二阶量化数字相关器研究[J].电子学报,2002,30(3):450-453.
Wang Fei-peng, Wu Ji. 1-bit digital correlator for synthetic



(a) Tikhonov 正则化



(b) SIA-D

图4 等效积分时间0.32ms时的反演图像

5 结论

本文提出了基于稀疏先验信息的 ASRs 统计反演方法。根据该方法,采用修正的一阶差分算子提取具有非连续先验的展源亮温分布中隐藏的稀疏先验;通过建立稀疏先验概率分布的共轭多层先验等效模型,将

- aperture microwave radiometer [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2002, 30(3): 450 – 453. (in Chinese)
- [6] 黄永辉, 吴季, 等. 综合孔径微波辐射计顺轨方向亮温反演算法的研究[J]. *电子学报*, 2000, 28(12): 108 – 110.
Huang Yong-hui, Wu Ji, et al. Brightness temperature reconstruction in the along-track direction of a synthetic aperture microwave radiometer[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2000, 28(12): 108 – 110. (in Chinese)
- [7] Kaipio J, Somesalo E. *Statistical and Computational Inverse Problems* [M]. Berlin: Springer, 2004.
- [8] Camps A, Bara J, et al. Extension of the clean technique to the microwave imaging of continuous thermal sources by means of aperture synthesis radiometers [J]. *Progress on Electromagnetic Research*, 1998, 18: 67 – 83.
- [9] Lannes A, Anterrieu E, et al. Fourier interpolation and reconstruction via Shannon-type techniques—Part I: Regularization principle [J]. *Journal of Modern Optics*, 1994, 41(8): 1537 – 1574.
- [10] Lannes A, Anterrieu E, et al. Fourier interpolation and reconstruction via Shannon-type techniques—Part II: Technical developments and applications [J]. *Journal of Modern Optics*, 1996, 43(1): 105 – 138.
- [11] 吕轶, 王旭, 等. 正则化一步动态重建算法在磁感应成像中的应用[J]. *电子学报*, 2011, 39(12): 2801 – 2806.
Lü Yi, Wang Xu. Regularized one-step dynamic image reconstruction in magnetic induction tomography [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(12): 2801 – 2806. (in Chinese)
- [12] 孙玉宝, 韦志辉, 等. 稀疏性正则化的图像泊松去噪算法[J]. *电子学报*, 2011, 39(2): 285 – 290.
Sun Yu-bao, Wei Zhi-hui, et al. Image Poisson denoising using sparse representations [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(2): 285 – 290. (in Chinese)
- [13] Anterrieu E. A resolving matrix approach for synthetic aperture imaging radiometers [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, 42(8): 1649 – 1656.
- [14] Picard B, Anterrieu E. Comparison of regularized inversion algorithm methods in synthetic aperture imaging radiometry [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(2): 1649 – 1656.
- [15] Xiong Z B, Hu F, et al. Statistical distribution of visibilities in digital aperture synthesis radiometry [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(3): 428 – 432.
- [16] Butora R, Camps A. The maps in aperture synthesis radiometric images due to cross-correlation of visibility noise [J]. *Radio Sci*, 2003, 38(4): 1067 – 1074.
- [17] Camps A, Vall-llossera M, et al. Improved image reconstruction algorithms for aperture synthesis radiometers [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, 46(1): 146 – 158.
- [18] Anterrieu E. On the reduction of the reconstruction bias in synthetic aperture imaging radiometry [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2007, 45(3): 592 – 602.
- [19] Torres F, Tanner A B, et al. Robust array configuration for a microwave interferometric radiometer: Application to the GeoSTAR project [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2007, 4(1): 97 – 101.
- [20] 甘涛, 何艳敏. 基于稀疏分解的可伸缩图像编码[J]. *电子学报*, 2010, 38(1): 156 – 160.
Gan Tao, He Yan-min. Scalable image coding based on sparse decomposition [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2010, 38(1): 156 – 160. (in Chinese)
- [21] 成萍, 司锡才, 等. 基于稀疏贝叶斯学习的稀疏信号表示 ISAR 成像方法[J]. *电子学报*, 2008, 36(3): 547 – 550.
Cheng Ping, Si Xi-cai, et al. Sparse signal representation ISAR imaging method based on sparse Bayesian learning [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(3): 547 – 550. (in Chinese)
- [22] 付宁, 曹离然, 等. 基于子空间的块稀疏信号压缩感知重构算法[J]. *电子学报*, 2011, 39(10): 2338 – 2342.
Fu Ning, Cao Li-ran, et al. Compressed sensing of block-sparse signals recovery based on subspace [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(10): 2338 – 2342. (in Chinese)
- [23] 付宁, 乔立岩, 等. 面向压缩感知的块稀疏度自适应迭代算法[J]. *电子学报*, 2011, 39(3A): 75 – 79.
Fu Ning, Qiao Li-yan, et al. Block sparsity adaptive iteration algorithm for compressed sensing [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(3A): 75 – 79. (in Chinese)
- [24] 傅霆, 尧德中. 稀疏分解的加权迭代方法及其初步应用[J]. *电子学报*, 2004, 32(4): 567 – 570.
Fu Ting, Yao De-zhong. Iterative weighted method of sparse decomposition and preliminary application [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2004, 32(4): 567 – 570. (in Chinese)
- [25] Gelman A, Carlin J B, et al. *Bayesian Data Analysis*, 2nd [M]. New York: CRC Press, 2003. 40 – 41.
- [26] Tierney L. Markov chains for exploring posterior distributions [J]. *The Annals of Statistics*, 1994, 22(4): 1701 – 1728.
- [27] Tipping M. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 1: 211 – 244.
- [28] Berger J O. *Statistical Decision Theory and Bayesian Analysis*, 2nd edition [M]. New York: Springer, 1985.
- [29] 熊祖彪, 胡飞, 等. 综合孔径微波辐射探测系统仿真平台设计[J]. *系统仿真学报*, 2007, 19(24): 5663 – 5666.
- [30] Chen K, Zhu Y T, et al. Design of 8mm-band aperture synthetic radiometer and imaging experiment [J]. *Journal of Infrared, Millimeter and Terahertz Waves*, 2010, 31(6): 724 – 734.
- [31] 练秋生, 陈书贞. 基于解析轮廓波变换的图像稀疏表示及其在压缩传感中的应用[J]. *电子学报*, 2010, 38(6):

1293 – 1298.

Lian Qiu-sheng, Chen Shu-zhen. Sparse image representation using the analytic contourlet transform and its application on compressed sensing[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(6): 1293 – 1298. (in Chinese)

[32] 杨海蓉, 张成, 等. 压缩传感理论与重构算法[J]. 电子学报, 2011, 39(1): 142 – 148.

Yang Hai-rong, Zhang Cheng, et al. The theory of compressed sensing and reconstruction algorithm [J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(6): 1293 – 1298. (in Chinese)

作者简介



何方敏 男, 1982 年出生于湖北天门, 2010 年获华中科技大学通信与信息系统专业博士学位, 海军工程大学舰船综合电力技术国防科技重点实验室讲师. 主要研究方向为电磁兼容与数字信号处理技术.

E-mail: hefangmin82@gmail.com



李青侠 男, 1966 年出生于湖北武汉, 1999 年获华中理工大学电磁场与微波技术专业博士学位, 华中科技大学电子与信息工程系教授, 博士生导师, 先后负责或参加国防科工委预研项目、国家自然科学基金项目、国家 863 计划重大项目及横向协作项目十余项. 主要研究方向包括微波遥感、微波探测、智能天线技术等.

E-mail: qingxia_li@hust.edu.cn