

基于BSS从多角度X射线投影分离聚焦层的DBT重建

喻春雨^{1*}, 刘明睿², 孙宁宁³¹南京邮电大学电子与光学工程学院、柔性电子(未来技术)学院, 江苏南京 210023;²美国伊利诺伊大学厄巴纳-香槟分校电子与计算机工程学院, 伊利诺伊 厄巴纳 61801, 美国;³北京邮电大学电子工程学院, 北京 100876

摘要 提出一种基于盲源分离(BSS)从多角度投影提取出任意深度聚焦层的数字乳腺层析合成摄影(DBT)重建算法。首先,通过DBT成像设备采集乳腺的多角度投影,并对投影进行校正、对数变换等预处理工作;然后以中心投影为基准,根据成像几何将多角度投影通过位移聚焦到所选的重建深度 z 处;最后,将位移后的多角度投影视为由一个聚焦层内信息和若干层外信息构成的线性组合,进而通过BSS将聚焦层信息分离出来,由此快速重建出乳腺厚度范围内任意深度 z 处的层面。以中心投影为参考,将位移叠加(SAA)法、滤波反投影(FBP)法、最大似然期望最大化(MLEM)3种当前DBT重建的主要算法与所提重建算法进行比较,4种算法对原投影的噪声污染的改善程度分别为13.4%、18.8%、88.5%、73.6%,图像对比度分别下降83.7%、81.4%、74.6%、10.7%,与中心投影的特征相似性分别为0.841、0.866、0.861、0.886,结构相似性分别为0.596、0.594、0.628、0.787,伪影扩散平均值分别为0.571、0.254、0.189、0.146。此外所提算法的重建速度小于SAA、FBP,但比采用2次迭代的MLEM高56.0%,因此所提算法在降低噪声、保持细节、抑制伪影、重建速度方面的综合性能优秀,且随着BSS技术和计算机硬件水平的快速发展而不断提高其分离重建性能,因此所提算法是一种实用性强、极具发展潜力的DBT重建算法。

关键词 X射线光学; 数字乳腺层析合成摄影; 盲源分离; 伪影扩散函数; 聚焦层重建

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS231789

1 引言

乳腺癌居女性恶性肿瘤首位^[1],严重威胁女性生命健康,通过早期诊断和治疗可以有效延长患者的生命^[2]。目前尚未被广泛应用于临床的数字乳腺层析合成摄影(Digital breast tomosynthesis, DBT)技术是一种新颖的用于诊断乳腺疾病的三维影像技术^[3],它在较小角度范围内扫描,通过等角度间隔采集低剂量投影重建乳腺断层影像。针对乳腺等不便于进行大角度范围扫描的特殊人体部位,DBT比计算机体层成像(Computed tomograph, CT)更适合对其进行成像,且具有更低剂量、更低成本的成像优势。

Hologic Selenia Dimensions 是2011年由美国食品药品监督管理局(Food and Drug Administration, FDA)首次认证的DBT产品,后续通过认证的还有GE、Siemens和Fujifilm等几家公司的DBT产品^[4]。DBT的重建算法对其成像质量起重要作用,目前主要采用基于位移叠加(Shift and add, SAA)重建以及

源自CT的解析重建(Analytic reconstruction, AR)和迭代重建(Iterative reconstruction, IR)^[5]的算法。其中,SAA是将多角度投影根据位移量平移,然后求其平均值,以达到加强聚焦层信息、弱化非聚焦层信息的目的,但由于重建层含有较严重的层外干扰,因此该方法很少被使用^[6],也常被看作为一种反投影(Back projection, BP)法;滤波BP(FBP)是AR类的代表性算法,它通过反投影前滤波使图像细节更清晰,其具有重建速度快、数值稳定的优点,适用于医学诊断,因此被大多数DBT生产商选定为商用重建算法。但FBP对有限角扫描DBT会产生严重伪影和噪声,这对乳腺疾病诊断是不利的^[7],因此有关FBP的研究主要集中在伪影消除上;IR通过迭代优化目标函数来重建图像,其重建效果好,但运行时间较长,因此有关IR的研究主要集中在算法优化上,以提升该算法的运行速度。此外,利用正则化等方法对稀疏角度投影进行重建,取得了显著进步^[8-9];深度学习也开始被应用于DBT重建,并取得

收稿日期: 2023-11-14; 修回日期: 2024-01-26; 录用日期: 2024-02-05; 网络首发日期: 2024-02-20

基金项目: 江苏省自然科学基金(BK20140876)、江苏省高校自然科学研究计划项目(TJ212031)、江苏省教育厅留学基金(JS-2013-199)。

通信作者: *yucy@njupt.edu.cn

初步成果,但是深度学习技术需要大量的数据支持和较长的数据训练时间,这也是大多数学者面临的难题^[10-11]。

本文提出一种基于盲源分离 (Blind source separation, BSS) 的从多角度投影分离聚焦层 (BSS based separating focusing plane, BSFP) 的 DBT 重建算法^[12-13], 它将多角度投影视为由一个聚焦层内信息和若干个聚焦层外信息构成的线性组合, 因此可以将多角度投影作为 BSS 的多个观测向量, 且由于多角度投影是延时的图像序列, 因此选用可高效分离具有时序结构的观测信号的权值调整二阶盲辨识 (Weight-adjusted second order blind identification, WASOBI)^[14], 从多角度投影中提取出聚焦层信息, 分离噪声、伪影等聚焦层外干扰, 由此通过位移将多角度投影聚焦到任意深度 z 处来分离得到厚度范围内的全部层面。

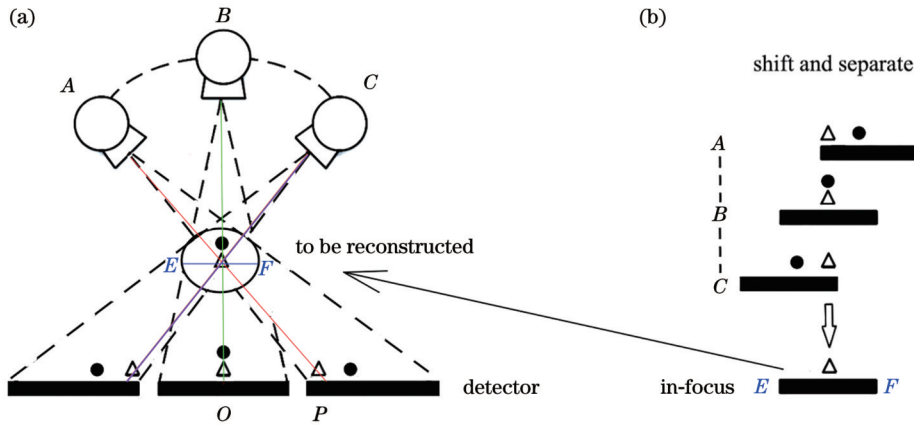


图 1 成像几何及重建原理。(a) 系统成像几何结构; (b) 位移后分离重建

Fig. 1 Imaging geometry and reconstruction principle. (a) System imaging geometry; (b) separation and reconstruction after shift

2.1 多角度投影滤波、数据校正的预处理

对获取的多角度投影首先进行滤波处理, 该处理使用 FBP 中常见的 R-L 滤波, 该过程在此不作详细介绍。

滤波后的多角度投影数据校正需要依次获取暗场图像、光场图像及被校正图像。暗场图像即为关闭 X 射线源、开启探测器时获得的图像, 也被称为暗电流图像; 光场图像即为同时开启 X 射线源和探测器, 但不放置拍摄对象而获得的图像; 被校正图像即为开启 X 射线源和探测器时, 获取拍摄对象的原始投影图像。具体校正过程^[15]:

1) 获取暗场图像。获取未开启 X 射线源时第 n 个投影角度的 N 帧暗场图像, 用帧平均 (Frame averaging, FA) 法得到一帧稳定的暗场图像, 具体过程为

$$\mathbf{P}_{\text{dark},n}(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{P}_{\text{dark},n,i}(x,y), \quad (1)$$

2 重建原理和方法

“层析合成”技术是一种从不同方向获取多个 X 射线投影重建切片的三维成像技术。如图 1 所示, 以 X 射线管围绕旋转中心做圆弧运动的 DBT 系统为例说明所提出的 BSFP 重建过程。图 1(a) 描绘了 X 射线管的 3 个角度位置, 探测器上方的某个深度层面上有一个“圆形”, 其他深度层面上有一个“三角形”。随着 X 射线管移动, “圆形”和“三角形”在探测面上的相对投影位置发生变化, 通过图 1(b) 所示的位移, 3 个投影中“三角形”可以被“对齐”即“聚焦”, 此时“三角形”为聚焦层内信息, 则“圆形”为非聚焦层外的干扰信息。多角度投影是一组时序上由聚焦信息和非聚焦信息构成的线性组合, 由此可以选用 BSS 技术将聚焦信息提取出来并重建聚焦层, 同时分离掉影、噪声、结构等层外干扰。以下将所提出的 DBT 重建 BSFP 分投影数据预处理、平移、分离 3 个过程进行介绍。

式中: $\mathbf{P}_{\text{dark},n,i}(x,y)$, $i \in N$ 为任意帧暗场图像, (x,y) 为图像中某一像素点的坐标; $\mathbf{P}_{\text{dark},n}(x,y)$ 为稳定暗场图像。

2) 获取光场图像。获取开启 X 射线源时第 n 个投影角度的 N 帧“空”光场图像, 同样用 FA 法获得一帧稳定的光场图像, 具体过程为

$$\mathbf{P}_{\text{bright},n}(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{P}_{\text{bright},n,i}(x,y), \quad (2)$$

式中: $\mathbf{P}_{\text{bright},n,i}(x,y)$, $i \in N$ 为任意帧“空”光场图像; $\mathbf{P}_{\text{bright},n}(x,y)$ 为稳定光场图像。

3) 数据校正。系统进入拍摄状态, 记采集的第 n 个角度投影为 $\mathbf{P}_{\text{breast},n}(x,y)$, 对其进行校正处理, 具体过程为

$$\mathbf{P}_{\text{rectification},n}(x,y) = \frac{\mathbf{P}_{\text{breast},n}(x,y) - \mathbf{P}_{\text{dark},n}(x,y)}{\mathbf{P}_{\text{bright},n}(x,y) - \mathbf{P}_{\text{dark},n}(x,y)} \times f_{\text{median}}[\mathbf{P}_{\text{bright},n,i}(x,y) - \mathbf{P}_{\text{dark},n,i}(x,y)], \quad (3)$$

式中： $\mathbf{P}_{\text{rectification},n}(x,y)$ 为校正后的第 n 个角度投影； $f_{\text{median}}(\cdot)$ 为取中值函数。

由于拍摄对象所占成像面的较小面积，且沿探测面边缘居中放置，在不影响视觉效果前提下，本实验并未对投影数据进行图像亮度校正。

2.2 多角度投影坐标平移

对以上校正后的第 n 个角度的投影 $\mathbf{P}_{\text{rectification},n}(x,y)$ 依次进行如图 1(b) 所示的坐标平移，其中平移所需位移量 x_{shift} 由如图 1(a) 所示的 DBT 系统成像几何结构计算得到。当采集投影时，X 射线源围绕旋转中心做等中心圆弧运动^[16]，旋转中心 O 位于底部探测面上，以旋转中心 O 为原点建立坐标系， A 、 B 、 C 分别为射线源在圆弧运动轨迹上 3 个投影位置，其中 B 为中心投影位置， EF 为待重建层面。假设“三角形”为层内结构信息，“圆形”为层外信息，“三角形”在投影位置 A 处的成像点落在 P 、在中心投影位置 B 处的成像点落在 O 。设射线源到旋转中心的距离为 d_1 ，重建层面 EF 到探测器面距离为 d_2 ， $\angle AOB = \delta$ ，则 PO 长度即为将投影位置 A 中“三角形”聚焦到中心投影中“三角形”时所需的位移量 x_{shift} ，由相似三角形近似^[17]可得

$$x_{\text{shift},n}(z) = \frac{d_1 \times \sin \delta \times d_2}{d_1 \times \cos \delta - d_2}, \quad (4)$$

式中： d_1 是常数；投影序号 n 和 δ 有关； $z = d_2$ 。

由此，坐标平移后的第 n 个角度投影 $\mathbf{P}_{\text{translation},n}(x,y)$ 为

$$\mathbf{P}_{\text{translation},n}(x,y) = \mathbf{P}_{\text{rectification},n}(x,y) \otimes \delta[x - x_{\text{shift},n}(z)], \quad (5)$$

式中： \otimes 表示 Khatri-Rao 积。

2.3 提取聚焦层信息、重建聚焦层

根据式(5)将多角度投影进行坐标平移后组成新的图像序列，由于多角度投影是一组时序信号，将新图像序列记为 $\mathbf{P}(t)$ ，对其进行中心化处理，得到去均值化的混合观测矩阵 $\mathbf{x}(t)$ 。基于 BSS 原理，存在以下关系

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t), \quad (6)$$

式中： $\mathbf{x}(t)$ 为多角度投影的混合观测矩阵； \mathbf{A} 为混合系数矩阵； $\mathbf{s}(t)$ 为源信号矩阵，即聚焦层内、外信息。基于 BSS 中对时序信号敏感的 WASOBI 先求得 \mathbf{A} ，然后再由 $\mathbf{s}(t) = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{x}(t)$ 求得 $\mathbf{s}(t)$ 。由于，观测信号的时延协方差矩阵为

$$\mathbf{R}_1(\tau) = E[\mathbf{x}(t)\mathbf{x}^T(t+\tau)], \quad (7)$$

式中： τ 为非零时延； $E(\cdot)$ 为协方差函数。

源信号的时延协方差矩阵为

$$\mathbf{R}_2(\tau) = E[\mathbf{s}(t)\mathbf{s}^T(t+\tau)], \quad (8)$$

则有如下关系

$$\mathbf{R}_1(\tau) = \mathbf{A}\mathbf{R}_2(\tau)\mathbf{A}^T. \quad (9)$$

接下来对式(10)的非负函数最小化，寻找一个西

矩阵近似联合对角化所有协方差矩阵，具体过程为

$$C[\mathbf{R}_1(\tau), \mathbf{A}] = \sum f_{\text{off}}[\mathbf{A}^T \mathbf{R}_1(\tau) \mathbf{A}], \quad (10)$$

式中： $C(\cdot)$ 为非负函数； $f_{\text{off}}(\cdot)$ 为 off 函数。

设 $\mathbf{R}_1(\tau_i) = \text{diag}\{\lambda_{\tau,1}, \lambda_{\tau,2}, \dots, \lambda_{\tau,i}\}$ ，其中 $\lambda_{\tau,i}$ 表示源信号 $\mathbf{s}(t)$ 在时延 τ 下的自相关项， i 为投影序号，则式(10)可改写为

$$\text{vec}\{\mathbf{R}_1(\tau_i)\} = (\mathbf{A} \otimes \mathbf{A})\lambda_{\tau}, \quad (11)$$

式中： $\text{vec}\{\cdot\}$ 为向量化操作。引入元素为 0、1、0.5 的矩阵 \mathbf{H} 使 $\mathbf{R}_1(\tau_i)$ 正交化，则式(11)可改写为

$$\text{svec}\{\mathbf{R}_1(\tau_i)\} = \mathbf{H}(\mathbf{A} \otimes \mathbf{A})\lambda_{\tau}, \quad (12)$$

式中： $\text{svec}\{\cdot\}$ 为对称矩阵的拉直运算。

令 $\mathbf{g}_{\tau} = \text{svec}\{\mathbf{R}_1(\tau_i)\}$ ， $\mathbf{Q}(\mathbf{A}) = \mathbf{H}(\mathbf{A} \otimes \mathbf{A})$ ，则式(12)改写为

$$\mathbf{g}_{\tau} = \mathbf{Q}(\mathbf{A})\lambda_{\tau}, \quad (13)$$

则源信号 $\mathbf{s}(t)$ 的最小二乘(Least squares, LS)形式为

$$\mathbf{g} \approx [\mathbf{I}_M \otimes \mathbf{Q}(\mathbf{A})]\lambda \otimes \mathbf{Q}(\mathbf{A})\lambda, \quad (14)$$

式中： \mathbf{g} 为待求量； \mathbf{I}_M 为单位矩阵。使用加权最小二乘(Weighted least squares, WLS)法，使 \mathbf{A} 和 λ 最小化，具体过程为

$$C_{\text{WLS}}(\mathbf{A}, \lambda) = [\mathbf{g} - \mathbf{Q}(\mathbf{A})\lambda]^T \mathbf{V}[\mathbf{g} - \mathbf{Q}(\mathbf{A})\lambda], \quad (15)$$

式中：权值矩阵 $\mathbf{V} = \{\text{cov}[\mathbf{g}]\}^{-1}$ 。

为简化式(15)的计算，引入变量 θ ，并令 $f(\theta) = \mathbf{Q}(\mathbf{A})\lambda$ ，则式(15)可表示为

$$C_{\text{WLS}}(\theta) = [\mathbf{g} - f(\theta)]^T \mathbf{V}[\mathbf{g} - f(\theta)]. \quad (16)$$

由 Gauss-Seidel 迭代法得

$$\theta_{k+1} = \theta_k + [\mathbf{F}_k^T \mathbf{V} \mathbf{F}_k]^{-1} \mathbf{V} \mathbf{F}_k [\mathbf{g} - f_k(\theta)], \quad (17)$$

式中： $\mathbf{F}_k = \partial f(\theta) / \partial \theta|_{\theta=\theta_k}$ ，下标 k 表示迭代次数。

设初始参数为： $\theta_0 = \text{vec}\{\mathbf{I}_n\}$ ，式(17)经数次迭代收敛，即求得权值矩阵 \mathbf{V} ，则分离出的源信号可估计为 $\mathbf{s}(t) = \mathbf{V}^{-1}\mathbf{x}(t)$ 。

2.4 重建处理流程和步骤

综上所述，所提出的基于 BSS 从多角度 X 射线投影分离聚焦层的 DBT 重建 BSFP 的处理步骤流程：

- 1) 对多角度投影进行滤波、数据校正等预处理。
- 2) 根据成像几何计算多角度投影在 x 轴方向的位移量 x_{shift} ，然后对其进行坐标变换。
- 3) 对平移后多投影序列进行中心化处理。
- 4) 根据 WLS，获得延时变换矩阵，进而更新权重矩阵 \mathbf{V} 。
- 5) 检验时延的协方差矩阵是否收敛。如果收敛，则将聚焦层信息分离、输出，否则返回上一步。

相应的处理流程图如图 2 所示。

按照以上处理步骤和流程图，通过重建依次获得拍摄对象厚度范围内间隔 1 mm 的多个聚焦层面，从而可以获得拍摄对象的三维影像信息。

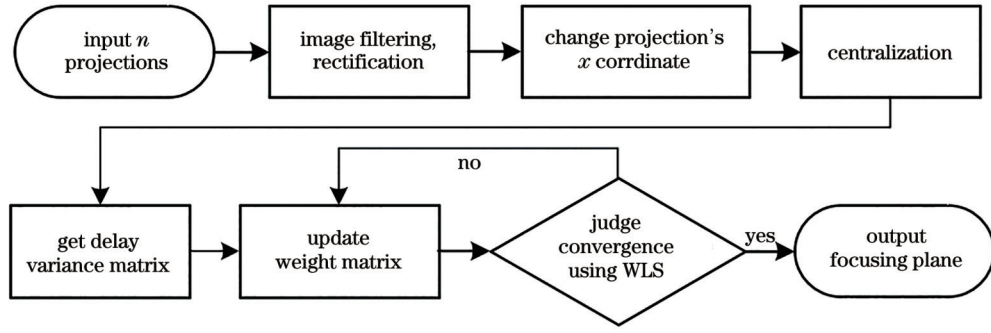


图 2 利用 BSS 中 WASOBI 分离聚焦层的流程图

Fig. 2 Flowchart of using WASOBI in BSS to separate focusing plane

3 重建图像分析及讨论

3.1 实验安排

所做实验是通过图 3(a) 所示的 Hologic Selenia Dimensions DBT 系统采集投影^[16]。拍摄时,射线源与探测器之间的距离为 70.0 cm,射线源与成像目标之间的距离为 61.9 cm,电压为 32 kVp, X 射线管电流为 180 mA,体位 CC view,投影灰度级为 14 bit,投影尺寸为 1280×2048。

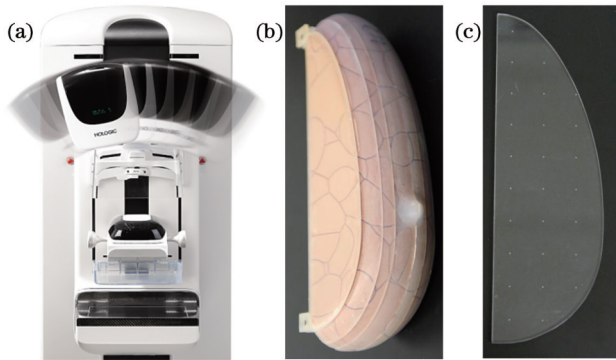


图 3 DBT 成像系统。(a) Hologic 公司 DBT 系统;(b) UPenn 乳腺模型;(c) 塑料薄板

Fig. 3 DBT imaging system. (a) Hologic DBT system; (b) UPenn breast model; (c) plastic sheet

成像使用的仿真乳腺模型如图 3(b) 所示,它由 7 片厚度不均的仿人体衰减材料的插片构成,由宾夕法尼亚大学 (University of Pennsylvania, UPenn) 设计、CIRS 开发,是目前用于乳腺成像研究的有效模型之一^[18]。为了方便分析重建中产生的伪影、形变等,使用如图 3(c) 所示的内嵌小金属球的透明塑料薄板进行成像重建,小金属球直径约为 0.8 mm,均匀分布在塑料薄板中。其中,伪影是指并不存在于被扫描物体表面却在图像上出现的各种形态的影像,伪影扩散函数 (Artifact spread function, ASF) 是衡量重建质量的重要指标。

选择 SAA、FBP、极大似然期望最大值 (Maximum likelihood expectation maximization, MLEM) 与所提的

BSFP 进行成像重建,并对比各种方法的成像质量。SAA 是一种较早出现的 DBT 重建算法;FBP 和 MLEM 源自 CT,是经典重建算法,也是目前具有代表性的 DBT 重建算法,且由于 FBP 成像质量较高且运算速度能够满足应用需求,其常被选为商用算法;MLEM 法是典型的 IR 算法,它能够很好地均衡图像中的高频和低频部分,但其运行速度较慢。

SAA 算法可以被看作一种简单的反投影,即将每个投影根据成像几何得出的位移量 x_{shift} 并进行反向位移得到反投影图像序列,再将序列取平均得到重建层。

FBP 算法的核心是对所采集的数据进行反投影,然后在傅里叶空间对其进行加权校正,即在反投影前对投影先滤波,可有效降低因投影采样少引起的伪影与模糊。常采用 R-L 滤波器,其频域的计算公式为

$$H(\rho) = |\rho| f_{\text{rect}}\left(\frac{\rho}{2\rho_0}\right), \quad (18)$$

式中: ρ 、 ρ_0 分别为频率和截止频率; f_{rect} 是矩形窗口函数。

在实验中,设置截止频率 ρ_0 分别为 0.25、0.50、0.75,这 3 种截止频率得到的重建层在视觉效果上无明显差异,但 ASF 的平均值分别为 0.203、0.201、0.196。为减少伪影的产生,设置 FBP 中使用的截止频率为 0.75。

MLEM 是一种利用乘法更新图像的迭代算法,它的主要特点是非负性,通常将原始图像 \mathbf{r}_0 初始化为全 1 矩阵。它的迭代运算如下,

$$\mathbf{r}_{j,k} = \frac{\mathbf{r}_{j,k-1}}{\sum_{i=1}^M a_{ij}} \sum_{i=1}^M \frac{a_{ij} p_i}{\sum_{l=1}^M a_{il} \mathbf{r}_{l,k-1}}, \quad (19)$$

式中: j, l 为像素序号; M 为投影数; k 为迭代次数; \mathbf{r} 为重建对象; a_{ij}, a_{il} 分别表示第 i 个投影对 $\mathbf{r}_j, \mathbf{r}_l$ 的贡献值; p_i 表示第 i 个投影值。

MLEM 迭代次数的设置非常关键,在具体重建过程中该次数会存在一个最佳值^[19]。由于 MLEM 运行时间较长且硬件水平受限,在实验过程中比较了迭代次数分别为 2、3、4、5、6、7、8 时重建层的视觉效果。当迭代次数分别为 2、3、4 时,随迭代次数增加,图像的对

比度逐渐改善,但由拍摄对象影像的亮度由边缘向内部逐渐分布不均;当迭代次数 ≥ 5 时,重建层视觉效果且随迭代次数增加而明显变差。在不影响重建效果前提下,为节省运行时间,设置MLEM的迭代次数为2。

3.2 实验结果分析及讨论

使用SAA、MLEM、FBP以及所提的BSFP分别对成像模型进行重建,每隔1 mm厚度重建一层聚焦层,共重建62层,并对重建层由底层至顶层进行编号(0~61)。值得注意的是,SAA、MLEM无滤波过程,而FBP、BSFP有相同的R-L滤波过程;基于FBP、MLEM的DBT重建代码来自巴西圣保罗大学的Vimieiro等^[20],在所提算法的BSS处理中,WASOBI用的是Petr Tichavsky的公开代码,迭代算次数为3;

运行环境为笔记本Dell XPS 13 9360, Inter (R) Core (TM) i7-8550U。

3.2.1 乳腺模型重建层的视觉效果

首先将图3(b)乳腺模型放置于探测器,然后将图3(c)内嵌小金属球的塑料薄板叠放在乳腺模型顶部,将分别利用4种算法得到的重建层7与重建层53进行对比。其中,重建层53是小金属球聚焦所在层,重建层7是任意选择的深度为 z 且远离小金属球的重建层。

分别利用4种算法得到的重建层7如图4所示,与SAA、MLEM相比较,FBP、BSFP重建层的整体图像对比度(Image contrast, IC)较高,可以清晰呈现出模型内部结构。为进一步展现图像细节,选取乳头及附近区域为兴趣区(Region of interest, ROI)进行观察。

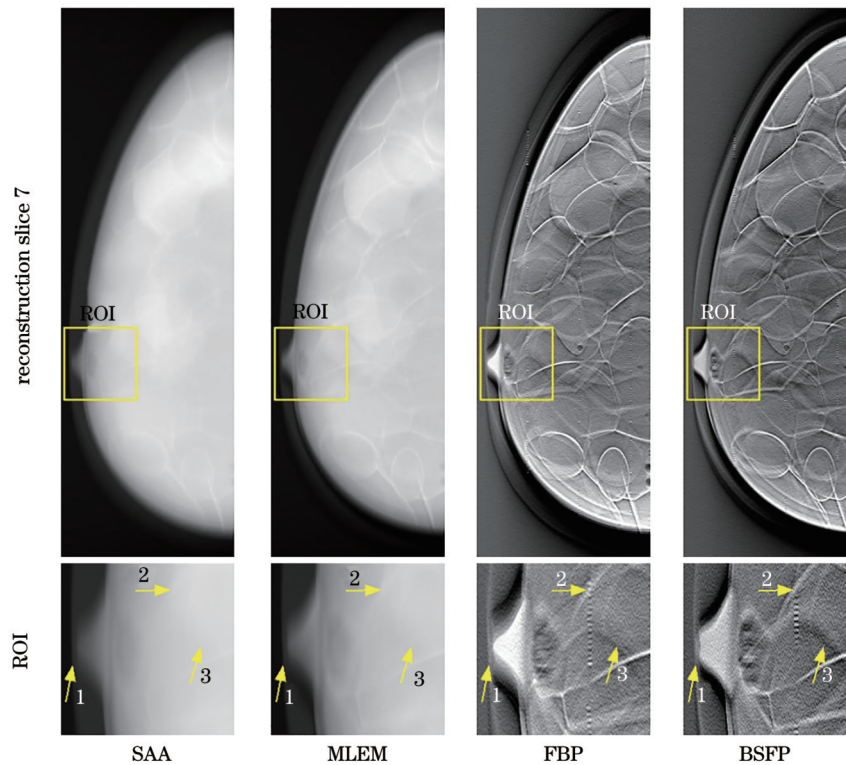


图4 不同算法得到的重建层7的视觉效果

Fig. 4 Visual effects of reconstruction slice 7 obtained by different algorithms

由图4的ROI可知,SAA、MLEM重建层的整体IC较低,很难分辨ROI内细节;与SAA、MLEM相比较,FBP、BSFP重建层的整体IC较高,可以清晰观察到ROI内的结构特征。进一步对比FBP和BSFP,如箭头1指向所示,BSFP重建的乳头呈扁平状,和图3(b)中实物形状相符,而FBP重建的呈尖状;在BSFP重建层中,箭头2指向小金属球伪影区长度较短,而在FBP重建层中较长;箭头3指向“苍蝇翅”形状伪影结构在BSFP重建层中较窄,而在FBP重建层中较宽。

图5为小金属球所聚焦的重建层53的视觉效果。由不同算法得到的重建层视觉效果对比可知,重建层整体IC从低到高的算法依次为SAA、MLEM、BSFP和FBP。其中SAA重建层的结构和小金属球都难以

看清;MLEM重建层的结构大体可以看清,但结构细节和小金属球很难看清;FBP重建层的结构和小金属球都比较清晰;BSFP重建层的结构清晰度不如FBP,但其小金属球比较清晰。由于重建层53是内嵌小金属球塑料薄板所在位置,除小金属球外,重建层中其余结构均来自层外,因此BSFP的重建层内容是最合理的。

为进一步展示图像细节,观察ROI。由于SAA、MLEM重建层整体IC较差,因此主要对比FBP、BSFP的重建层。在FBP、BSFP重建层的ROI内,小金属球的纵向两端有黑影,而且FBP重建层的黑影比BSFP重建层中的更明显;箭头1左侧在FBP重建层中有明显竖线,箭头2左侧在BSFP重建层中有明显

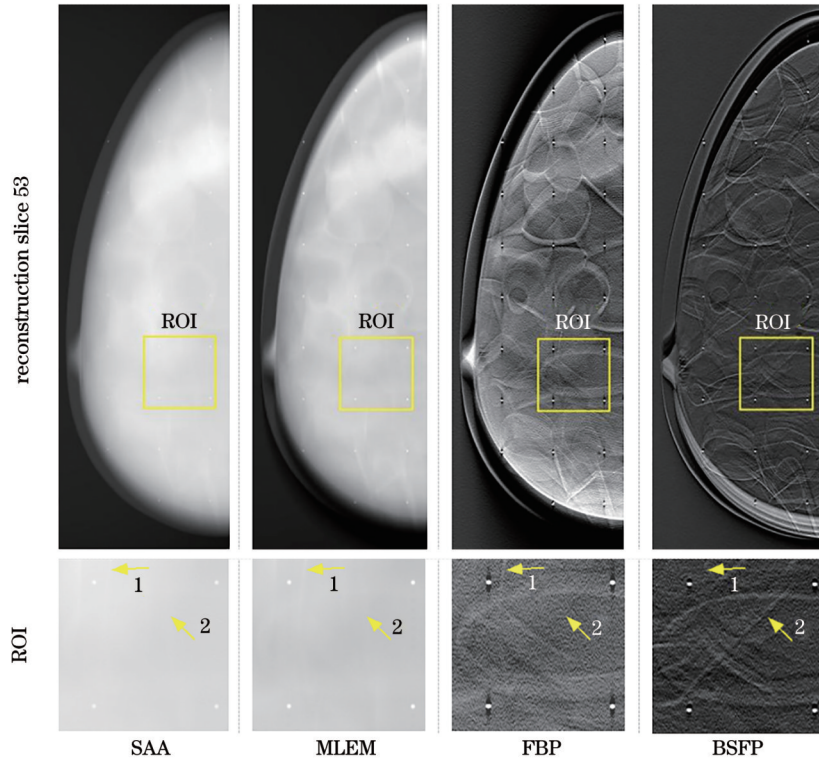


图5 不同算法得到的重建层53的视觉效果

Fig. 5 Visual effects of reconstruction slice 53 obtained by different algorithms

向左的斜线,这也说明这两种算法得到的重建层在细节上存在差异。

3.2.2 重建层质量的客观评价

由于乳腺模型的重建层中有不同形式的重叠结构,不利于计算客观评价参数,而由图4、5可知,仅使用图3(c)所示的内嵌小金属球的塑料薄板进行重建,即可通过重建层与选定的中心投影为参考图像来计算客观评价参数。

如图6所示,第一行图像为中心投影和利用4种算法重建小金属球聚焦层的整体视觉效果。由中心投影和4个重建层的纵向两端对比可知,中心投影和SAA重建层两端未显示清晰影像;MLEM重建层纵向两端影像不清晰,且出现亮度跳变;FBP、BSFP重建层的影像较完整、清晰。在重建层中选取ROI用于展示重建细节及计算客观评价参数,其中,ROI-1为以一个小金属球为中心的小区域,ROI-2为邻近的背景区。由对应的ROI-1可知,SAA重建层和MLEM重建层的整体IC非常低,而FBP重建层和BSFP重建层的IC较高,中心投影的整体IC则介于这两者之间。在不影响结果的条件下,将重建图像以8 bit色阶进行直方图展示。直方图中的峰值区对应小金属球周围背景,峰值右侧像素值较高的位置对应小金属球,峰值左侧像素值较低的位置对应小金属球两端的黑影。由直方图可知,FBP、BSFP重建层中小金属球两端有明显黑影。由于MLEM重建层与SAA重建层的像素值整体较高且动态范围非常窄,所以难以区分小金属球和背

景,且不易观察小金属球两端是否存在黑影。由直方图对比可知,重建层的灰度动态范围由大到小依次为BSFP、中心投影、FBP、MLEM、SAA,这个结果与观察到的BSFP重建层中小金属球清晰度最高的视觉效果相一致。表1为中心投影和4个重建层的客观评价参数值,所选的客观评价参数有标准差(Standard deviation, SD)、IC、对比度信噪比(Contrast-to-noise ratio, CNR)、特征相似性指数(Feature similarity index measure, FSIM)和结构相似性指数(Structural similarity index measure, SSIM),其中CNR、FSIM和SSIM的值均在0到1的范围内。SD用于评价选定区域中像素值的波动程度,其值越小表示ROI内像素值越稳定;IC用于评价目标和背景之间的像素值差距程度,其值越大表示目标细节越清晰;CNR是医学图像的重要指标,用于综合衡量对比度和噪声情况;FSIM用于评价重建层和中心投影的特征匹配程度,其值越大表示两者在特征上越接近;SSIM用于评价重建层和中心投影的结构匹配程度,其值越大表示两者在结构上越接近。

分别计算全图和背景区的SD值,其中背景区选像素值稳定区,全图区域既包含信号区又包含背景区。针对15个投影结果,其全图SD值在22.283~24.303范围内,均值为22.822;背景区的SD值在3.900~4.361范围内,均值为4.211;与中心投影的全图SD值22.283相比,SAA、MLEM、FBP、BSFP的重建层的全图SD值分别降低2.994、4.199、19.720、16.403,可见FBP重

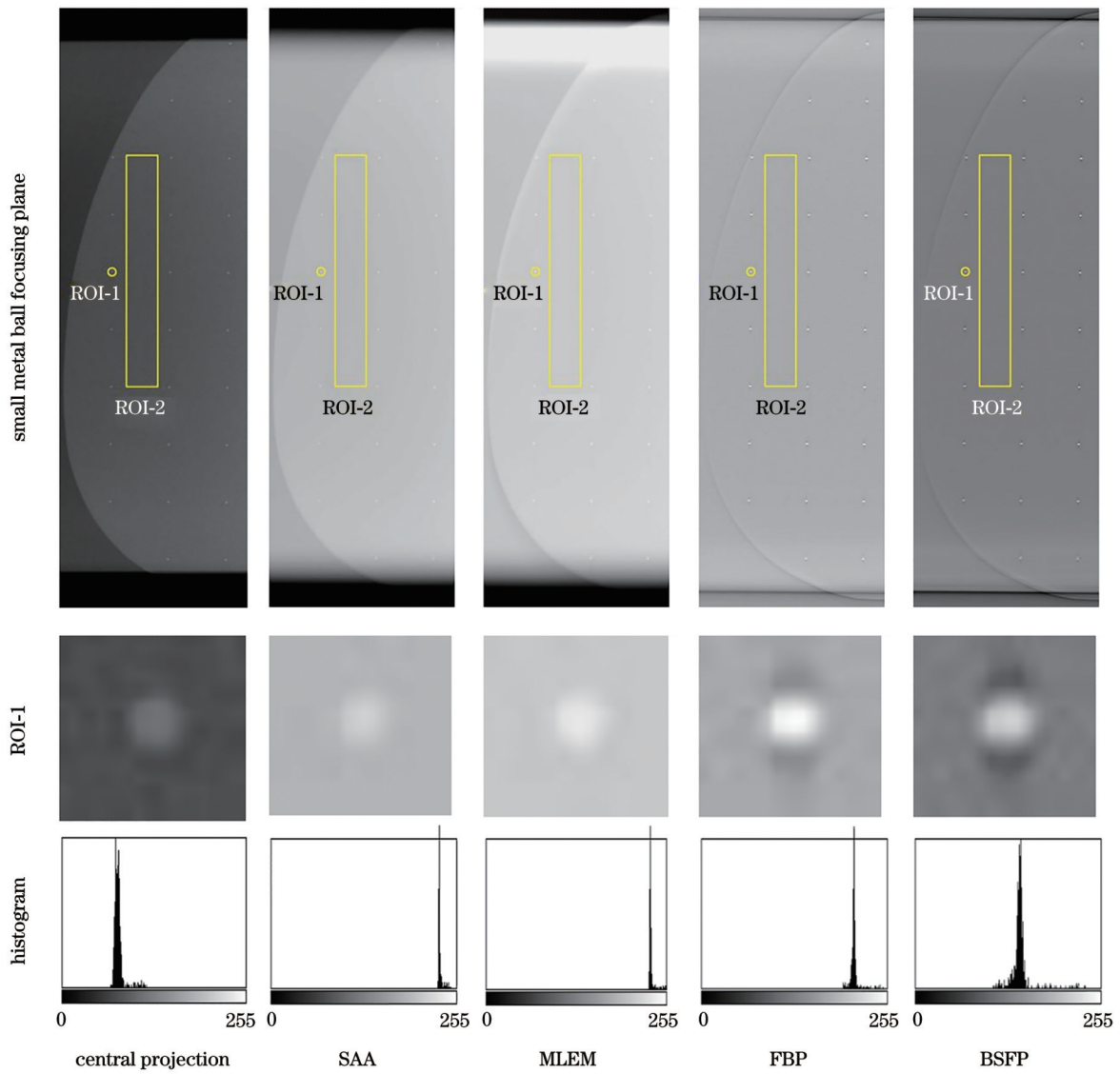


图 6 小金属球聚焦层的重建视觉效果对比

Fig.6 Comparison of reconstruction visual effects of small metal ball focusing plane

表 1 重建层与中心投影的图像质量对比

Table 1 Comparison of image quality between reconstruction slices and central projection

Objects for comparison	SD of full image	SD of background	IC	CNR	FSIM	SSIM
Central projection	22.283	4.307	0.694	15.203	—	—
SAA reconstruction slice	19.289	0.891	0.113	28.299	0.841	0.596
MLEM reconstruction slice	18.084	0.979	0.129	29.816	0.866	0.594
FBP reconstruction slice	2.563	1.094	0.176	33.830	0.861	0.628
BSFP reconstruction slice	5.880	2.493	0.620	36.069	0.886	0.787

建层 ROI 内的像素最稳定,即 FBP 降低全图噪声的能力最强,BSFP 次之;与中心投影背景区的 SD 值 4.307 比较得出,SAA、MLEM、FBP、BSFP 的重建层背景区 SD 值分别降低 3.416、3.328、3.213、1.814,说明这 4 种算法均可有效减少背景区的噪声,但 BSFP 减少噪声的程度最小。由此可见,与其他 3 种重建算法相比,BSFP 对全图的降噪能力较强,但其对平滑背景区的

降噪效果并不突出。

与中心投影中通过小金属球与背景计算的 IC 0.694 相比,SAA、MLEM、FBP、BSFP 的 IC 分别下降 0.581、0.565、0.518、0.074,对应的幅度为 83.7%、81.4%、74.6%、10.7%。由于 SAA、MLEM 重建层的 IC 较低,因此重建层中细节清晰,这和图 6 中直方图的分析结果相一致。

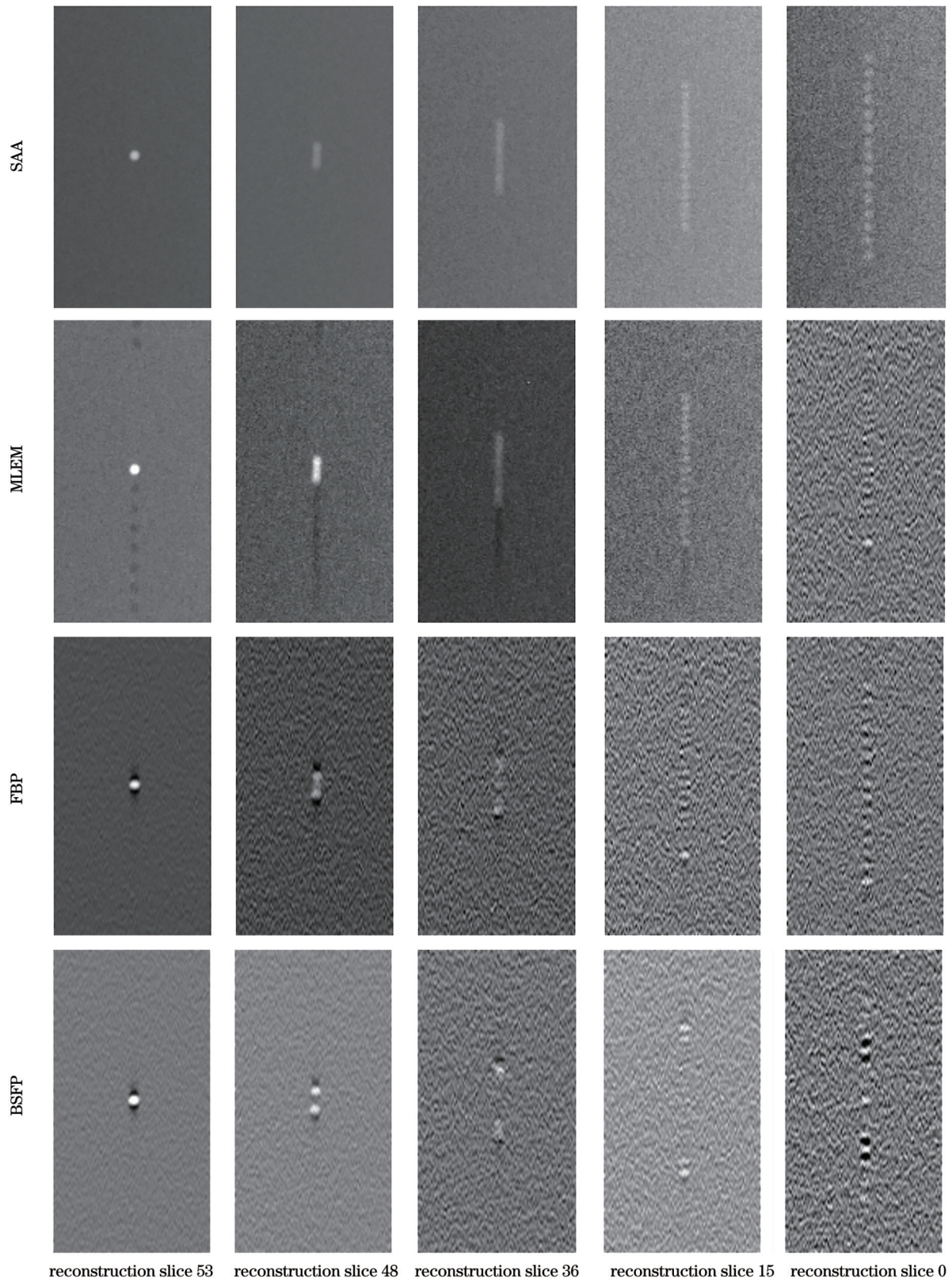


图 7 在其他重建层中小金属球的伪影

Fig. 7 Artifact of small metal ball in other reconstruction slices

与中心投影的 CNR 值 15.203 相比, SAA、MLEM、FBP、BSFP 通过重建分别使 CNR 值提高 13.096、14.613、18.627、20.866。BSFP 重建层的 IC 较高,但由于其降噪能力不强,因此 CNR 值优势并不明显。

由 SAA、MLEM、FBP、BSFP 重建层的 FSIM 可知,4 种算法均可以重建出与原目标特征非常接近的影像,且 BSFP 重建层与中间投影的匹配程度最高;由 4 种算法重建层的 SSIM 可知,BSFP 重建层与中心投影的结构匹配程度高于其他 3 种重建层。

从图 7 可以看到重建层中小金属球的伪影扩散情况。选择重建层 0、重建层 15、重建层 36、重建层 48、重建层 53 进行对比分析,其中重建层 53 为小金属球聚焦层,重建层 48 为近邻聚焦层的重建层,重建层 0 为距离小金属球聚焦层最远的重建层,重建层 15、重建层 36 为不同深度 z 处的重建层。在所选择的重建层中,SAA 重建层的 IC 最低,MLEM 重建层的 IC 略高一些,FBP 和 BSFP 重建层的 IC 较高。针对重建层 53,SAA 重建层中小金属球周围无明显黑影,MLEM 重建层中小金属球有竖直向下且等间隔成串的圆点形黑影,FBP 和 BSFP 重建层中小金属球纵向两端有明显圆点形黑影;针对重建层 48,SAA 重建层中有清晰可见的圆点形白色线状伪影,MLEM 重建层中有由上白下黑的圆点形成的线状伪影,FBP 重建层中有两个即将分离的圆点形白色伪影,且白影两端有圆点形黑影,BSFP 重建层中小金属球纵向两端也有明显圆点形黑影,且两个白色圆点形伪影已经分离;重建层 15、重建层 36 与重建层 48 的结果相类似;针对重建层 0,各重建层中小金属球均存在纵向且等间隔的多个白色圆点形伪影,且在 SAA、MLEM、FBP 重建层中的圆点形伪影数目与投影数相同,但 BSFP 重建层中圆点形伪影数目较少。

为了客观衡量重建算法的伪影抑制能力,计算 4 种算法输出重建层的 ASF,具体公式为

$$R_{ASF}(z) = \frac{\bar{S}_A(z) - \bar{S}_B(z)}{\bar{S}_A(0) - \bar{S}_B(0)}, \quad (20)$$

式中:下标 A 和 B 分别表示伪影、背景; $\bar{S}_A(z)$ 、 $\bar{S}_B(z)$ 分别表示深度 z 的重建层中伪影区与背景区的像素均值 (Mean values, MV); $\bar{S}_A(0)$ 、 $\bar{S}_B(0)$ 分别表示基准层 (小金属球的重建聚焦层) 中伪影区与背景区的 MV 差值。

仅使用图 3(c) 所示的内嵌小金属球塑料薄板进行成像重建,以图 7 中小金属球聚焦的重建层 53 为基准,并选取图 6 中 ROI-1 为伪影区,选取图 6 中 ROI-2 为背景区,研究小金属球伪影在其他重建层中保留情况,由式(20)计算得到的 ASF 曲线如图 8 所示。

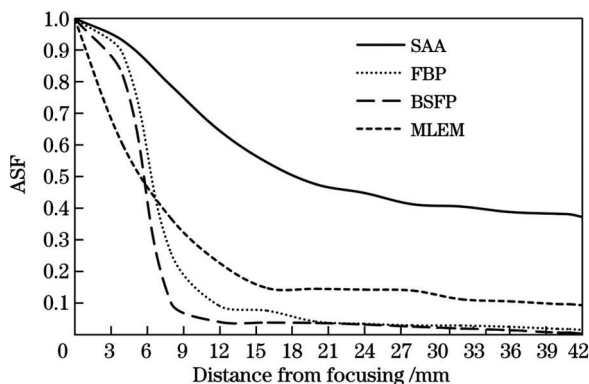


图 8 小金属球伪影逐层扩散情况

Fig. 8 Diffusion of small metal ball artifacts

在图 8 中,以小金属球聚焦的重建层为基准,横坐标表示其他重建层与基准层的间距,纵坐标表示小金属球伪影在其他重建层中的保留情况,即 ASF 值。众所周知,ASF 值下降越快表示伪影在其他重建层中“消失”得越快。由图 8 曲线可知,在近邻基准层时,MLEM 重建层的 ASF 值下降最快,SAA 最慢;随深度 z 增加,BSFP、FBP 重建层的 ASF 值下降速度超过 MLEM,此时 BSFP 重建层的 ASF 值下降最快,且 BSFP 重建层的 ASF 值一直低于 FBP。由图 8 可知,4 种重建算法的抑制伪影能力由弱到强依次为 SAA、MLEM、FBP、BSFP,且这 4 种方法得到的 62 个重建层的 ASF 平均值分别为 0.571、0.254、0.189、0.146。

由以上典型 DBT 重建算法和所提 BSFP 算法在成像质量上对比可知,BSFP 作为一种新颖的 DBT 重建算法,在降低噪声、保持细节、抑制伪影上的综合性能都比较优秀。图 9 为 DBT 厂商给出的 BSFP 重建结果。

使用软件对投影进行滤波、校正及增强处理,得到如图 9 所示 DBT 重建层。由该软件处理得到的重建层对比度高、亮度均匀且画面平滑,但乳腺模型的外轮廓被去除。此外,由小金属球聚焦的重建层 53 可知小金属球在重建过程中聚焦性好,重建结果无形变且不易察觉小金属球伪影,但在该层中可以清晰看到层外结构;从其他重建层中的小金属球伪影可以看出,点状伪影易于连成线,这会导致复杂伪影连成片,进而影响整个 IC,甚至覆盖整个 ROI。与图 7 的分析结果相结合,可以说明所提 BSFP 算法在伪影抑制上占有明显优势。

此外,在上述实验硬件条件下,SAA、MLEM、FBP、BSFP 的重建时间分别是 91.5、596.9、95.2、262.8 s。处理过程较为简单的 SAA 运行时间最短。FBP 的运行时间仅比 SAA 多一点,因为 SAA 可看作是一种无滤波 BP 法,而 FBP 是一种有滤波 BP 方法,因此说明 FBP 中的滤波过程的运行时间较短。将 FBP 与 SAA 的重建层进行对比,可知滤波可显著提高整体 IC。基于迭代的 MLEM 运行时间最长,且与 FBP 重建层相比,无滤波 MLEM 的重建层整体 IC 较低,再次说明了滤波可以改善重建层的整体 IC。BSFP 运行时间介于它们之间,其大部分时间由 BSS 处理占用,当使用 64 bit 操作系统的计算机、3.19 GHz 的处理器 [12th Gen Intel(R) Core(TM) i9-12900K] 以及机带为 16.0 GB 的随机存取存储器 (Random access memory, RAM) 时,BSFP 运行时间减少为 120 s,因此可以通过优化 BSFP 中 BSS 处理及提高运行硬件水平来减少 BSFP 重建的时间。在图形处理单元 (Graphics processing unit, GPU) 上运行 BSFP,或在 BSS 分离重建的过程中将投影数据稀疏化,都可以提高 BSFP 的运行速度及其重建质量^[21]。此外,BSFP 重

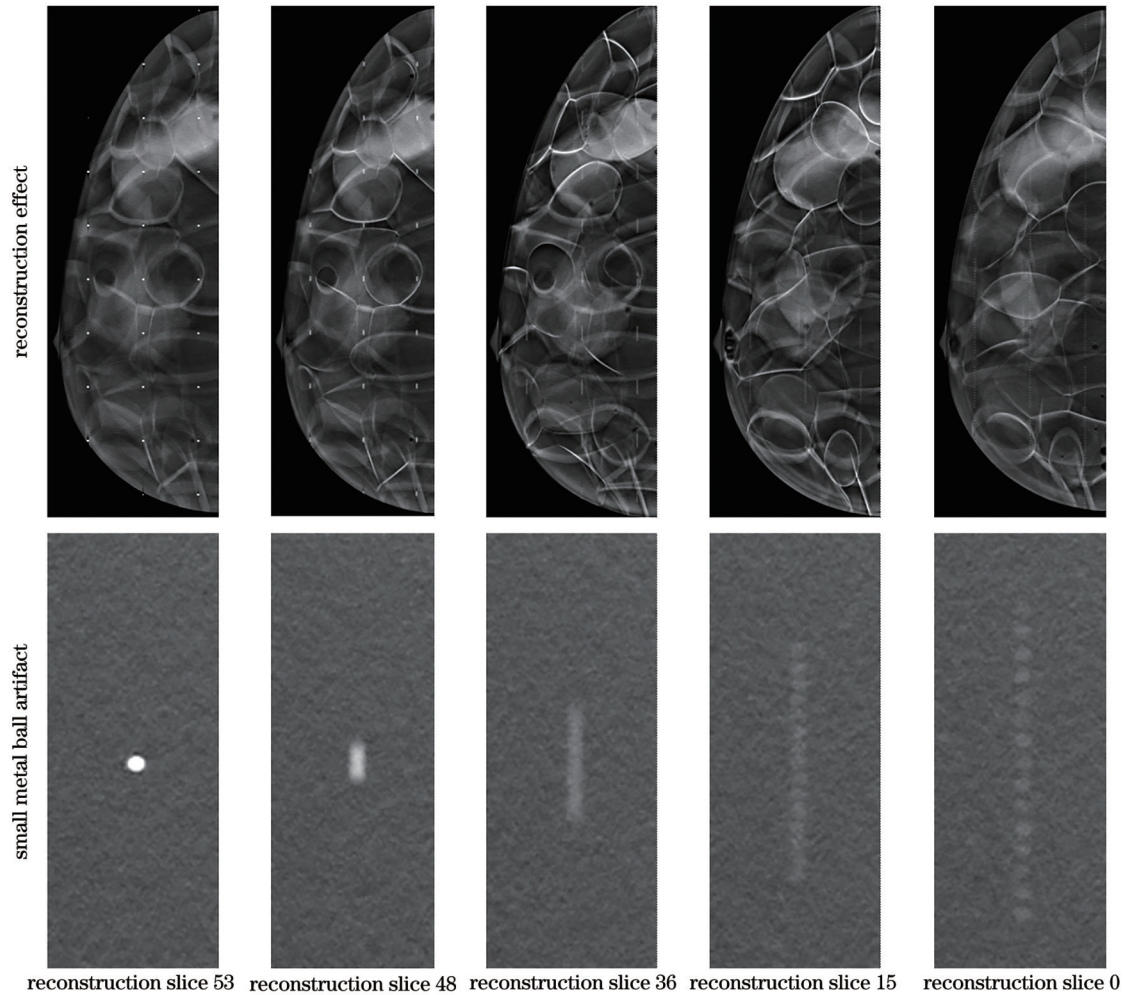


图 9 DBT 厂商给出的重建效果和小金属球伪影情况

Fig. 9 Reconstruction effects provided by DBT manufacturer and small metal ball artifact situation

建是基于 BSS 原理,在提取聚焦信息的同时分离伪影、噪声、结构等其他层外干扰,等同于进行一次滤波处理,其重建层的整体 IC 比较好。

4 结 论

所提 BSFP 算法将 DBT 系统采集的多角度投影视为一组延时的观测向量,通过坐标平移将多角度投影聚焦到以中心投影为基准的任意深度 z 层面,选用对时序观测信号敏感的 WASOBI 将聚焦层内信息提取出来,以达到重建聚焦层的目的,同时起到滤波作用,分离掉噪声、伪影、结构等层外干扰,最后通过对比小金属球的重建结果可以得出,与商用的 FBP 算法相比,BSFP 重建层 IC 提高 252.3%、伪影减少 22.8%,其成像质量同样明显优于无滤波处理的 MLEM、SAA。BSFP 的运行时间比 FBP 以及处理过程简单的 SAA 要长,其运行速度比采用 2 次迭代的 MLEM 高 56.0%。BSFP 重建聚焦层的精度依赖于 BSS 算法中函数,因此 BSFP 的运行速度也依赖于 BSS 算法的选择和优化,还严重依赖于该算法运行的硬件环境。通过优化算法、简化代码、运用开窗运算或 GPU 等均可

以提升 BSFP 的重建效率。因此 BSFP 是一种实用性强、具有较大发展潜力的 DBT 重建算法。

致谢 感谢宾夕法尼亚大学 Perelman 医学院的医学物理实验室负责人 Andrew D. A. Maidment 以及全体实验室成员在采集图像、图像质量评价方面给予的指导和帮助。感谢江苏省留学基金提供的海外学习交流机会。

参 考 文 献

- [1] American Society of Clinical Oncology(ASCO)[EB/OL]. [2023-11-20]. <https://www.cancer.net/cancer-types/breast-cancer/statistics>.
- [2] 沈松杰, 孙强, 黄欣, 等. 中国女性乳腺癌筛查指南(2022年版)[J]. 中国研究型医院, 2022, 9(2): 6-13.
Shen S J, Sun Q, Huang X, et al. Breast cancer screening guideline for Chinese women (version 2022) [J]. Journal of Chinese Research Hospitals, 2022, 9(2): 6-13.
- [3] Destounis S, Santacroce A, Arieno A. DBT as a screening tool and a diagnostic tool[J]. Current Breast Cancer Reports, 2017, 9(4): 264-271.
- [4] Gao Y M, Babb J S, Toth H K, et al. Digital breast tomosynthesis practice patterns following 2011 FDA approval: a survey of breast imaging radiologists[J]. Academic Radiology, 2017, 24(8): 947-953.
- [5] Wu T, Moore R H, Rafferty E A, et al. A comparison of

- reconstruction algorithms for breast tomosynthesis[J]. *Medical Physics*, 2004, 31(9): 2636-2647.
- [6] Zolotarev S A, Vengrinovich V L, Linev V N. Estimating the efficiency of the simultaneous algebraic reconstruction technique (SART), Bayesian inference reconstruction (BIR), and traditional shift-and-add (SAA) tomosynthesis using medical phantoms[J]. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2014, 24(2): 324-332.
- [7] Gomi T, Sakai R N, Goto M, et al. Evaluation of digital tomosynthesis reconstruction algorithms used to reduce metal artifacts for arthroplasty: a phantom study[J]. *Physica Medica: PM*, 2017, 42: 28-38.
- [8] 黄杰星, 黄斯伟, 蔡江泽, 等. 数字乳腺断层合成成像 OSSF-ATpV 重建算法[J]. *核电子学与探测技术*, 2021, 41(6): 1033-1038.
Huang J X, Huang S W, Cai J Z, et al. OSSF-ATpV algorithm for digital breast tomosynthesis imaging[J]. *Nuclear Electronics & Detection Technology*, 2021, 41(6): 1033-1038.
- [9] 李雨, 史娜, 孔慧华, 等. 基于全变分和梯度域卷积稀疏编码的稀疏角度 CT 重建算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(12): 1210031.
Li Y, Shi N, Kong H H, et al. Sparse angle CT reconstruction algorithm based on total variation and convolutional sparse coding in gradient domain[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(12): 1210031.
- [10] Su T, Deng X L, Yang J C, et al. DIR-DBTnet: deep iterative reconstruction network for three-dimensional digital breast tomosynthesis imaging[J]. *Medical Physics*, 2021, 48(5): 2289-2300.
- [11] 邸江磊, 林俊成, 钟丽云, 等. 基于深度学习的稀疏或有限角度 CT 重建方法研究综述[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(8): 0811002.
Di J L, Lin J C, Zhong L Y, et al. Review of sparse-view or limited-angle CT reconstruction based on deep learning[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(8): 0811002.
- [12] 喻春雨, 李翰林, 刘明睿, 等. 一种基于权值调整二阶盲辨识的数字乳腺断层合成摄影的重建方法: CN202010668016.5[P]. 2022-07-26.
Yu C Y, Li H L, Liu M R, et al. A reconstruction algorithm for digital breast tomography based on weight-adjusted second order blind identification: CN202010668016.5[P]. 2022-07-26.
- [13] 李翰林. 基于 WASOBI 的数字乳腺层析合成摄影重建及形态学特征提取的数字乳腺增强方法[D]. 南京: 南京邮电大学, 2022: 25-42.
Li H L. Digital breast tomosynthesis based on WASOBI and digital breast enhancement algorithm based on morphology feature extraction[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2022: 25-42.
- [14] 刘邦, 肖涵, 易灿灿. 基于核函数的二阶盲辨识的单通道信号盲分离方法研究[J]. *机械强度*, 2018, 40(5): 1043-1049.
Liu B, Xiao H, Yi C C. Second order blind identification of single-channel signal based on kernels[J]. *Journal of Mechanical Strength*, 2018, 40(5): 1043-1049.
- [15] 张析宇, 张华, 边兆英, 等. 投影数据校正对数字乳腺层析成像质量的影响[J]. *南方医科大学学报*, 2017, 37(3): 323-329.
Zhang X Y, Zhang H, Bian Z Y, et al. Influence of projection data correction on digital breast tomosynthesis imaging[J]. *Journal of Southern Medical University*, 2017, 37(3): 323-329.
- [16] HOLOGIC[EB/OL]. [2023-11-20]. <https://www.hologic.com/hologic-products/breast-health-solutions/selenia-dimensions-mammography-system>.
- [17] 刘明睿. 基于统计的 DBT 重建及伪影抑制研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2022: 5-6.
Liu M R. Statistical research on DBT reconstruction and artifact suppression[D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2022: 5-6.
- [18] Borges L R, Barufaldi B, Caron R F, et al. Technical Note: noise models for virtual clinical trials of digital breast tomosynthesis[J]. *Medical Physics*, 2019, 46(6): 2683-2689.
- [19] Zhu F B, Liu Y Y, Wen H X, et al. Comparison and optimization of iterative reconstruction algorithms in digital breast tomosynthesis[J]. *Optik*, 2020, 203: 164033.
- [20] Vimieiro R B, Borges L R, Vieira M A C. Open-source reconstruction toolbox for digital breast tomosynthesis[M]// Costa-Felix R, Machado J C, Alvarenga A V. IFMBE proceedings. XXVI Brazilian congress on biomedical engineering. Singapore: Springer, 2019: 349-354.
- [21] 费彬, 孙京阳, 张俊举, 等. 基于稀疏处理的多能 X 射线分离成像[J]. *光学精密工程*, 2017, 25(4): 1106.
Fei B, Sun J Y, Zhang J J, et al. Separation of multi-energy X-ray imaging based on sparse processing[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2017, 25(4): 1106.

Digital Breast Tomography Reconstruction Based on Focusing Layer Separation from Multi-Angle X Ray Projections Using Blind Source Separation

Yu Chunyu^{1*}, Liu Mingrui², Sun Ningning³

¹College of Electronic and Optical Engineering & College of Flexible Electronics (Future Technology), Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, Jiangsu, China;

²School of Electrical and Computer Engineering, University of Illinois Urbana-Champaign, Urbana 61801, Illinois, USA;

³School of Electronic Engineering, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing 100876, China

Abstract

Objective Breast cancer ranks first in female malignant tumors and seriously threatens the life and health of women. However, early diagnosis and treatment can effectively prolong the life of patients. Digital breast tomosynthesis (DBT) is a

new three-dimensional imaging technology employed for breast disease diagnosis and scans within a small angle range and reconstructs breast tomography images by collecting a few low-dose projections at equal angle intervals. Compared to computed tomography (CT), it is more suitable for conducting imaging on special human parts such as the breasts that are not easy to scan at large angles and feature low-dose and low-cost imaging. Hologic Selenia Dimensions is a DBT product first certified by the Food and Drug Administration (FDA) in 2011, followed by DBT products from several companies such as GE, Siemens, and Fujifilm. The reconstruction method of DBT plays a vital role in its imaging quality, and currently, the main methods are based on shift and add (SAA) reconstruction, and analytic reconstruction (AR) and iterative reconstruction (IR) methods derived from electronic CT. Among them, SAA calculates the mean of multi-angle projection based on the displacement shift to enhance the information of the focusing plane and weaken the information of the non-focusing plane. However, it is rarely utilized due to the severe out-of-plane interference in the reconstruction slice. Filtered back projection (FBP) is a representative method of the AR class, which makes image details clearer by projection filtering. In particular, the fast reconstruction speed and stable numerical values make it suitable for medical diagnosis. Therefore, it is currently selected as a commercial method. However, FBP can cause serious artifacts and noise in limited-angle scanning DBT, which is unfavorable for breast disease diagnosis. The maximum likelihood expectation maximization (MLEM) method is considered the best reconstruction method in the IR class, providing a good balance between the high- and low-frequency parts of the image. However, the IR method has a longer running time and is difficult to apply in clinical practice before improving the reconstruction speed. Therefore, we seek a DBT reconstruction method that can reduce reconstruction artifacts and improve reconstruction speed. The multi-angle projection is divided into multiple observation vectors, and the BSS technology is adopted to extract the focusing information for reconstructing the focusing plane.

Methods We propose to adopt blind source separation (BSS) to separate any focusing information from multi-angle projections. First, multi-angle projections are collected by DBT imaging machine, and logarithmic transformation is performed on these projections. Then, based on the central projection, the multi-angle projections are focused on the reconstruction slice at depth z via the displacement according to the imaging geometry. Finally, the multi-angle projections after displacement are regarded as a group of linear combinations composed of the focusing information and a lot of outer information. Meanwhile, by selecting a weight-adjusted second order blind identification (WASOBI) that is efficient in separating observation signals with temporal structures, the focusing plane information is extracted from multi-angle projections, and external interference, such as noise and artifacts, is separated. By shifting the multi-angle projection to any depth z , all slices within the thickness range are reconstructed.

Results and Discussions The focusing information is separated using BSS to quickly reconstruct any slice within the breast thickness range. By taking central projections as a reference, SAA, FBP, and MLEM are compared with the proposed method. All these four improve the original in reducing noise by 13.4%, 18.8%, 88.5%, and 73.6%, and reduce image contrast (IC) by 83.7%, 81.4%, 74.6%, and 10.7%, respectively. Feature similarity index measure (FSIM) of the reconstruction slice and the central projection is 0.841, 0.866, 0.861, and 0.886, respectively, and the structural similarity index measure (SSIM) is 0.596, 0.594, 0.628, and 0.787, respectively. Additionally, the mean value (MV) of artifact diffusion is 0.571, 0.254, 0.189, and 0.146, respectively. The reconstruction speed of the proposed method is lower than that of SAA and FBP, but it is 56.0% higher than that of MLEM with two iterations. The reconstruction method BSFP is based on BSS, which regards the obtained multi-angle projection as a linear combination of information within a focusing plane and several kinds of information outside the slice at depth z . Then, the focusing information is separated using WASOBI, which is sensitive to temporal observation signals in the BSS, to reconstruct the focusing information. A comparison of the three DBT reconstruction methods, SAA, MLEM, and FBP, shows that BSFP has less residual out-of-plane information, such as artifacts in the reconstruction slice. This is because BSS has a strong separation and filtering effect on out-of-plane interference while separating the reconstruction, which leads to a stronger sense of hierarchy and clearer details in the reconstruction slice. Due to its filtering processing, FBP has higher clarity in its reconstruction slice compared to SAA and MLEM. SAA is equivalent to a simple BP method without filtering. If the filtering processing is added during the reconstruction, the reconstruction results will be similar to SAA, while if filtering is added during the MLEM reconstruction, its contrast will also be improved. The small metal balls which have simple structures are taken as the object to study the artifacts in reconstruction. However, when the object shape is complex, complicated flaky artifacts will be formed, and the artifacts in the SAA, MLEM, and FBP reconstruction slices are more likely to connect into flakes, which can cause severe image blurring. Therefore, it can be concluded that to eliminate external interference in the BSFP reconstruction slice, we can choose effective methods, such as more effective filtering before reconstruction, setting multi-projection weights based on the imaging geometry, correcting the displacement shift formula in the three-dimensional direction based on the imaging geometry irradiated by cone beam rays, and taking into account the small swing angle of the DBT detector.

Conclusions Our DBT reconstruction method BSFP can improve the original image in reducing noise by 73.6% and improve contrast-to-noise ratio (CNR) by 137.2%. Meanwhile, its reconstruction speed is lower than that of SAA and FBP but is 56.0% higher than that of MLEM with two iterations. This method features sound performance in image noise reduction, detail preservation, artifact suppression, and reconstruction speed. It can continuously improve the separation and reconstruction performance with the rapid development of BSS theory and computer hardware. Therefore, it is a practical and promising DBT reconstruction method. Since the separation accuracy of the focusing information depends on the BSS establishment, the operational efficiency of BSFP depends on the selection and optimization of the BSS method. Additionally, the operational speed of BSFP heavily depends on the hardware environment. Therefore, windowing operations, method optimization, code simplification, and utilization of graphics processing unit (GPU) can all improve the BSFP performance.

Key words X-ray optics; digital breast tomosynthesis; blind source separation; artifact spread function; focusing plane reconstruction