

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012
Vol.17 No.

4

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012 年 4 月 第 17 卷 第 4 期(总第 192 期)

目次

综述

图像分割中的模糊聚类方法 李旭超, 刘海宽, 王飞, 白春艳(447)

图像处理和编码

GPU 辅助的希尔伯特变换轮廓术 周波, 赵小敏, 王东平(459)

引入连续性强度和置信度因子的快速图像修复 李开宇, 孙玉刚(465)

自适应的有效非局部图像滤波 许光宇, 檀结庆, 钟金琴(471)

改进的 PMD 距离图像超分辨率重建算法 张旭东, 沈玉亮, 胡良梅, 陈菁菁(480)

压缩感知在 Micro-CT 图像超分辨重建中的应用 王丽艳, 韦志辉, 罗守华, 顾宁(487)

对偶四元数单片空间后方交会算法 姬亭, 盛庆红, 王惠南, 刘微微(494)

利用运动强度判据的高效自适应运动估计算法 郭晓珉, 姚睿, 刘智跃, 王友仁(504)

图像分析和识别

核空间散度阈值法 吴成茂(512)

近邻自适应局部尺度的谱聚类算法 孔万增, 孙昌思核, 张建海, 胡三清, 杨灿(523)

LUV 色彩空间中多层次化结构 Nyström 方法的自适应谱聚类算法 刘雅蓉, 汪西莉(530)

结合图像增强的心血管内超声中-外膜边缘检测 邱璇, 黄靖, 杨丰, 邢栋, 涂圣贤(537)

融合图像特征的一致点匹配方法及其应用 张久楼, 李春丽, 冯前进, 陈武凡, 阳维(546)

图像理解和计算机视觉

多蚁群动态协作优化的道路图像分割算法 林丽莉, 周文晖(553)

篮球比赛视频中持球队员行为预测 王千,夏利民,谭论正(560)

利用 Principal Warps 评估颅面几何相似度 朱新懿,耿国华,温超(568)

计算机图形学

图形处理器空间插值并行算法的实现..... 赵艳伟,程振林 ,董慧,方金云(575)

虚拟现实与增强现实

面向 GPU 的批 LOD 地形实时绘制 张兵强,张立民,张建廷(582)

遥感图像处理

光学遥感舰船目标识别方法 杜春,孙即祥,李智勇,滕书华(589)

自适应超完备字典学习的 SAR 图像降噪..... 杨萌,张弓(596)

第 18 届中国遥感大会征文通知 封 2

第 33 届亚洲遥感会议征文通知 封 2

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健 月刊(1996 年创刊) 第 17 卷 第 4 期 2012 年 4 月 16 日出版

主管单位	中国科学院	Superintended by	Chinese Academy of Sciences
主 办	中国科学院遥感应用研究所 中国图象图形学学会 北京应用物理与计算数学研究所	Sponsored by	Institute of Remote Sensing Application, CAS China Society of Image and Graphics Institute of Applied Physics and Computational Mathematics
主 编	李小文	Chief editor	LI Xiaowen
编辑出版	《中国图象图形学报》编辑出版委员会 北京 9718 信箱 邮编 100101 电子信箱:jig@irsa. ac. cn 电话:010-68407995 010-82614429 网 址:www. cjig. cn	Editor ,Publisher	Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics (P. O. Box 9718 ,Beijing 100101 ,China) E-mail:jig@irsa. ac. cn
印刷装订	北京北林印刷厂	Distributed by	Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
广告经营许可证	京朝工商广字第 0346 号	Domestic	All Local Post Offices in China
总 发 行	北京报刊发行局	Foreign	China International Book Trading Corporation (P. O. Box 399 ,Beijing 100044 ,China)
订 购	全国各地邮局	Printed by	Beijing Beilin Printing House
国外发行	中国国际图书贸易总公司 (中国国际书店) (北京 399 信箱 邮编 100044)		

ISSN 1006-8961 CN11-3758/TB CODE ZTTFXZ 国内邮发代号: 82-831 国外发行代号: M1406 国内定价: 45.00 元

第 18 届中国遥感大会征文通知

“第 18 届中国遥感大会”将于 2012 年 10 月 19 日-23 日在武汉召开。本届会议由中国遥感委员会主办,中国测绘学会摄影测量与遥感专业委员会和武汉大学承办。会议将围绕“遥感—全方位的社会服务”这一宗旨,以遥感学界院士与知名专家的特邀报告,分会场专题技术交流与技术讲座,重点项目研讨汇报、技术展览,新技术与新产品发布,专业委员会理事会等多种形式开展,同时举行“第 7 届中国青年遥感辩论会”和“第 2 届全国高分辨率遥感数据处理与应用研讨会”。

会议将全方位地展示遥感(RS)、全球定位系统(GPS)、地理信息系统(GIS)等方面的最新成果,为专家、学者和政府主管部门搭建联系纽带,为研发和用户提供技术交流平台,共同促进遥感科技的发展、遥感产业化的推进和大遥感体系的建立。

本届会议围绕大会主题将就遥感新理论、技术、方法和应用进行征文,范围包含但不限于以下方面:

- 1) 国家遥感中长期发展战略、国际遥感前沿与进展;
- 2) 航天、航空、低空、地面遥感技术及系统;
- 3) 光学、红外、高光谱及激光遥感技术;
- 4) 主、被动微波及雷达遥感技术;

- 5) 数字摄影测量与制图;
- 6) 高分辨率遥感数据处理与应用;
- 7) 地理空间数据处理技术与方法;
- 8) 地理国情监测(土地、农业、林业、矿产、环境、地质及水资源等);
- 9) 海洋、气象与全球变化;
- 10) 遥感、地理信息系统与导航定位系统(3S)集成与应用;
- 11) 智慧城市与数字地球;
- 12) 深空探测与行星测绘;
- 13) 教育、培训与社会公共事业。

征文采用在线方式投稿;

投稿要求:论文内容不涉密,且未在国内外学术刊物或正式学术会议上发表过;被录用的全文将收入大会论文集(送 ISTP 检索),并精选 70~90 篇口头报告论文编辑出版英文 SPIE 会议文集;大会将评选青年优秀论文(参加口头报告),论文将直接进入英文 SPIE 会议文集。

论文摘要截止日期为 2012 年 5 月 15 日,全文截稿日期为 2012 年 6 月 15 日。

会议相关信息,请查阅会议网址:<http://rsgis.whu.edu.cn/18ccrs/index.html>

“第 18 届中国遥感大会”组委会

第 33 届亚洲遥感会议征文通知

“第 33 届亚洲遥感会议”将由泰国地理信息和空间技术发展局(GISTDA)、科技部(MOST)和亚洲遥感协会(AARS)联合主办,于 2012 年 11 月 26-30 日,在泰国芭堤雅市宗滴恩酒店举行。这是亚洲遥感协会每年一届的系列学术会议。本届大会征文包括传感器与平台、算法和图像处理、GIS 与 Web GIS、全球导航卫星系统、灾害、自然资源、环境科学、教育和宣传、健康科学、制图、其他等方面。

会议重要日期:

论文摘要提交截止:2012 年 5 月 15 日;
论文接收通知:2012 年 7 月 1 日;
论文全文提交截止:2012 年 9 月 30 日;
网上注册截止:2012 年 10 月 26 日;
会议召开日期:2012 年 11 月 26-30 日。
会议还将组织学生专场和技术展览,其他信息请访问会议网站:<http://acrs2012.gistda.or.th>
与往年一样,中国遥感委员会仍将鼓励中国遥感科研人员和企事业单位参加会议,并组团参加学术交流和会议展览。

中国遥感委员会

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 4 April 2012

Contents

Review

The survey of fuzzy clustering method for image segmentation Li Xuchao, Liu Haikuan, Wang Fei, Bai Chunyan (447)

Image Processing and Coding

GPU assisted Hilbert transform profilometry Zhou Bo, Zhao Xiaomin, Wang Dongping (459)

Fast image inpainting algorithm introducing continuous strength and confidence factor Li Kaiyu, Sun Yugang (465)

Adaptive efficient non-local image filtering Xu Guangyu, Tan Jieqing, Zhong Jinqin (471)

Improved super-resolution reconstruction algorithm for PMD range image

..... Zhang Xudong, Shen Yuliang, Hu Liangmei, Chen Jingjing (480)

Image superreconstruction for Micro-CT based on compressed sensing Wang Liyan, Wei Zhihui, Luo Shouhua, Gu Ning (487)

Dual quaternion of space resection with single-image Ji Ting, Sheng Qinghong, Wang Huinan, Liu Weiwei (494)

Efficient adaptive motion estimation algorithm based on motion intensity Guo Xiaomin, Yao Rui, Liu Zhiyue, Wang Youren (504)

Image Analysis and Recognition

Divergence thresholding method in kernel space Wu Chengmao (512)

Spectral clustering based on neighboring adaptive local scale

..... Kong Wanzeng, Sun Changsihe, Zhang Jianhai, Hu Sanqing, Yang Can (523)

Adaptive spectral clustering algorithm based on Nyström method with multi-level structure in LUV color space

..... Liu Yarong, Wang Xili (530)

Image enhancement based media-adventitia border detection in intravascular ultrasound images

..... Qiu Xuan, Huang Jing, Yang Feng, Xing Dong, Tu Shengxian (537)

Coherent point drift registration combined with image feature and its application

..... Zhang Jiulou, Li Chunli, Feng Qianjin, Chen Wufan, Yang Wei (546)

Image Understanding and Computer Vision

Dynamic multi-colony ant cooperative optimization schemes for road image segmentation

..... Lin Lili, Zhou Wenhui (553)

Behavior prediction of ball carriers in basketball match videos

..... Wang Qian, Xia Limin, Tan Lunzheng (560)

Estimate of craniofacial geometry shape similarity based on principal warps

..... Zhu Xinyi, Geng Guohua, Wen Chao (568)

Computer Graphics

Realization of GPU parallel spatial interpolation method

..... Zhao Yanwei, Cheng Zhenlin, Dong Hui, Fang Jinyun (575)

Virtual Reality and Augmented Reality

GPU-based real-time terrain rendering algorithm using batched LOD

..... Zhang Bingqiang, Zhang Limin, Zhang Jianting (582)

Remote Sensing Image Processing

Method for ship recognition using optical remote sensing data

..... Du Chun, Sun Jixiang, Li Zhiyong, Teng Shuhua (589)

SAR images de-speckling algorithm via an adaptive over-complete learning dictionary

..... Yang Meng, Zhang Gong (596)

中图法分类号: TP391.1 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2012)04-0487-07

论文引用格式: 王丽艳, 韦志辉, 罗守华, 顾宁. 压缩感知在 Micro-CT 图像超分辨率重建中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(4): 487-493

压缩感知在 Micro-CT 图像超分辨率重建中的应用

王丽艳^{1,2}, 韦志辉¹, 罗守华³, 顾宁³

1. 南京理工大学 计算机科学与技术学院, 南京 210094; 2. 东南大学数学系, 南京 210096;

3. 东南大学 生物科学与医学工程学院, 南京 210096

摘要: Micro-CT 成像中重建图像的分辨率往往受到 X 射线的辐射剂量和探测器单元的孔径及大小的限制。在不改变原有成像参数的前提下, 通过将重建图像网格的上采样以及重建图像的稀疏性假设先验, 提出一种基于全变差模型的 Micro-CT 图像超分辨率重建模型。基于扩展梯度投影方法, 将模型解耦分解为沿保真项的梯度方向下降、TV 去噪、两步迭代结果线性组合这 3 步交替迭代求解。对模拟图像和实际数据进行了仿真测试, 并同传统的滤波反投影方法进行了比较。实验结果表明, 该算法能够有效提高重建图像的分辨率。

关键词: 超分辨率重建; 压缩感知; 显微计算机辅助断层摄影技术; 总变差正则化

Image superreconstruction for Micro-CT based on compressed sensing

Wang Liyan^{1,2}, Wei Zhihui¹, Luo Shouhua³, Gu Ning³

1. Computer Science Department, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China;

2. Mathematics Department, Southeast University, Nanjing 210096, China;

3. Biomedical Engineering Department, Southeast University, Nanjing 210096, China

Abstract: In Micro-CT systems, further improvement of the spatial resolution of the reconstructed images is limited by the X-ray dose level, the pixel pitch, and the aperture of the detector element. In this paper, we study a total variation (TV) based optimization model for Micro-CT reconstruction based on an up-sampling of the reconstruction grid with original detector and X-ray dose. Using an extension of the gradient projection method, an alternating minimization algorithm is employed to solve the corresponding energy function. In the process of the minimization, the treatment is separated into the gradient step of the fit-to-data term, the total variation (TV) denoising, and the specific linear combination of the previous two points. Experiments on simulated data as well as real Micro-CT data are performed. Our results show that the proposed approach can dramatically improve the spatial resolution of the reconstructed images compared to the conventional Filter Back-Projection algorithm.

Key words: super-resolution reconstruction; compressed sensing; micro-CT; total variation regularization.

0 引言

显微计算机辅助断层摄影技术(Micro-CT)由于具有空间分辨率高,非介入成像等优点,广泛应用于

医学、药学、材料学、工业无损探测等领域。在保证 X 射线安全剂量的前提下,重建图像的空间分辨率是各种应用中所关注的最重要的指标之一,重建图像空间分辨率的提高对各领域的进一步应用具有显著意义^[1]。例如医疗应用中能够对早期癌症进行

收稿日期:2011-07-13;修回日期:2011-09-22

基金项目:国家自然科学基金项目(10926178, 10871043);国家高技术研究发展计划(863)项目(2007AA12E100);“十二五”国家重点基础研究发展计划(973)项目(2011CB933500);江苏高校优势学科建设工程资助项目;东南大学科研基金项目(3207011102)

第一作者简介:王丽艳(1978—),女,讲师,南京理工大学计算机科学与技术系模式识别专业在读博士研究生,主要研究方向为医学图像处理、CT 理论和重建算法。E-mail:101010356@seu.edu.cn

诊断需要成像的独立基本功能单元的尺寸要达到 $100\ \mu\text{m}$ 级,冠状动脉的钙化血小板中铁沉积物的可视化需要达到 $10\ \mu\text{m}$ 级^[2];药学中通过 Micro-CT 成像分析骨小梁的形态结构来正确分割以及正确定量骨参数,并进一步的定量分析药物在不同的时间段内对骨空间分布的影响^[1];材料学中需要根据材料的微观结构成像来进一步分析和提高材料的性能^[3]。然而在实际 Micro-CT 成像过程中,重建图像空间分辨率的提高往往受设备的物理条件以及应用要求所限制,如 X 射线辐射剂量、扫描时间、探测器配置以及扫描的几何结构等,因此提高 Micro-CT 成像的空间分辨率一直是研究的热点和难点。

现有的解决方案可分为 3 类^[4]:1) 提高探测器的分辨率(缩短探测器孔隙宽度及探测器单元之间的距离),能够在一定程度上有效的提高重建图像的空间分辨率。现有的医用 Micro-CT 空间分辨率^[4]能够达到 $600\ \mu\text{m}$,通过提高探测器分辨率,可以达到 $200\ \mu\text{m}$ 。然而这样的提高一方面受物理硬件实现的限制,探测器分辨率越高制造成本越高,并且探测器单元个数的增加会减少每个探测器单元接收到的光子数量,在相同信噪比前提下,辐射剂量的增加倍数至少是探测器的空间分辨率提高倍数的平方级^[3],因此在不增加辐射剂量的前提下,会导致信噪比下降,从而影响重建图像的质量。另一方面受透射成像原理的限制,探测器单元的大小超过衍射极限需要考虑衍射造成的影响。2) 通过局部成像,也就是将感兴趣区域放大来提高投影的空间分辨率^[3],但会导致投影数据的横向截断,理论上不能实现精确重建,重建图像往往存在杯装伪影(cupping artifacts),重建图像的质量有所下降。3) 采用经典的超分辨率技术,主要思想是将光源或者探测器的亚像素移位,多次采样获得多幅低分辨率投影图像,来提高重建图像的分辨率^[5]。从采样理论上,多幅低分辨率的采样图像近似等同于增加了信号的采样率;在实际应用中,成像的过程中要求实现亚像素移位,对机械的精度要求高并且多次曝光会使得 X 射线的辐射剂量加倍^[6]。

近来,压缩感知技术在图像放大、图像去噪^[7]、以及合成孔径雷达(SAR)重建^[8-9]等领域取得了重大突破,应用效果与传统方法相比取得了显著提高。Candes 等人^[10]仅用 22 个角度下的频域径向采样值,利用原始图像在梯度场下稀疏性的先验条件,选用总变差(TV)正则化项,能够高精度的重构 Shepp-

Logan phantom 原始图像。该算法可以看成是基于压缩感知技术在断层图像重建领域中的一个早期应用,表明了这一理论的巨大应用前景,但重建模型基于频域采样数据,使得适用领域备受局限。对于 CT 断层重建中观测到的数据是断层图像的沿直线的积分投影值,只有在平行光光源的情况下才能通过切片定理得到径向直线上的傅里叶系数,而从硬件实现以及单位剂量下采样数据率方面的角度出发,实际中使用的光源往往是发散型的,如扇形和锥形,加上近年来大面积平板检测器的发展,为有效利用光源降低辐射量提供了硬件基础,这就需要对发散型光源的断层图像重构模型及算法进行研究。Candes 等人^[10]提出 CT 重建的 TV 正则化模型,但仅仅考虑了角度方面的欠采样,没有考虑对每个角度下探测器单元进行超分辨重建。基于文献[8,9]将压缩感知技术应用在合成孔径雷达成像应用的启发,采用将压缩感知技术与超分辨相结合的思想,仅仅利用一次扫描得到的一组低分辨率投影图像,通过原始信号的稀疏性先验以及将待重建图像网格进行上采样来超分辨的重构出原始信号。

1 基于 Shannon-Nyquist 定理的采样要求

假设重建图像位于单位长的正方形邻域中,水平和竖直方向等间隔采样 $N_x + 1$ 个,则重建图像的空间采样间隔为 $\tau_x = \frac{1}{N_x}$ 。考虑平行光均匀采样,即在 $0^\circ \sim 180^\circ$ 的角度内均匀采样 $N_{\text{proj}} + 1$ 个角度,每个投影角度下等间距测量 $N_{\text{bin}} + 1$ 个采样点,则探测器采样间隔为 $\tau_{\text{bin}} = \frac{1}{N_{\text{bin}}}$,投影角度的采样间隔为

$\delta = \frac{\pi}{N_{\text{proj}}}$ 。根据 Nyquist 采样定律:不产生采样混叠的前提下能够重建物体的频域带宽(即最大频率半径)为 $W = \frac{1}{2\tau_x}$ 。如图 1 所示,可以计算频率的径向

采样间隔为 $w_r = \frac{2W}{N_{\text{bin}}}$,频域角度方向的最大采样间

隔为 $\widehat{A_2 B_2} = w_\delta = W \cdot \delta$,即频率最大半径乘以角度采样间隔。因此要求频域上径向分辨率和角度方向最坏分辨率近似相等,即 $w_\delta \approx w_r$,得到角度采样个数和探测器采样个数直接的要求

$$\frac{N_{\text{proj}}}{N_{\text{bin}}} \approx \frac{\pi}{2} \quad (1)$$

从切片定理和傅里叶变换的角度出发,要使观测的分辨率不降低,又不需要进行插值,要求空域和频域的采样个数相等,即 $N_x \approx N_{\text{bin}}$;或者考虑在单位圆上,重建图像的空域采样点有 $\frac{\pi}{4} N_x^2$ 个,投影图像有 $N_{\text{proj}} N_{\text{bin}}$ 个采样点,两者要近似相等,将 $N_{\text{proj}} = \frac{\pi}{2} N_{\text{bin}}$ 代入,得到待重建物体的空间采样个数与探测器采样个数之间的要求

$$N_x \approx \sqrt{2} N_{\text{bin}} \quad (2)$$

Kak 等人^[11]给出了当固定重建图像的空间采样个数 N_x ,选取不同的角度采样个数 N_{proj} 和每个角度下采样点的个数 N_{bin} 时,采样滤波反投影方法进行重建结果。当采样关系不满足式(1)(2)时,重建图像会产生吉布斯现象及莫尔条纹的伪影(Gibbs phenomenon and Moire patterns)。

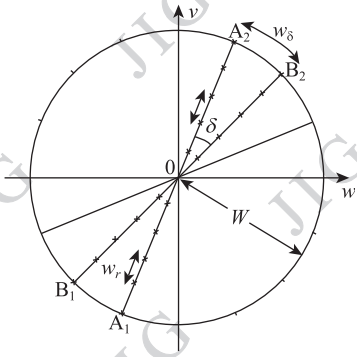


图1 频域采样间隔示意图

Fig. 1 Sampling in frequency space

2 基于压缩感知的超分辨重建模型与算法

Shannon-Nyquist 采样定理要求在信号采集阶段以高于信号带宽的两倍采样率来获取信号,这样才能精确重构,而压缩感知(CS)从信号的稀疏性本质出发,当信号以及测量矩阵满足特定条件时,可以通过在远远少于 Shannon-Nyquist 采样定理所要求的观测值即可精确重构出原始图像^[10]。压缩感知是一种新的信号采集或者测量方式,对于稀疏信号的采样要求打破了 Shannon-Nyquist 定理的要求,相应带来的代价是重构算法往往非线性,重构算法计算

量相对于 Shannon-Nyquist 定理增加了。

2.1 基于压缩感知技术的超分辨重建模型

考虑如下的 CT 成像代数方程

$$\mathbf{A}\mathbf{u} = \mathbf{g} \quad (3)$$

式中, $\mathbf{u} \in \mathbf{R}^{N_x N_y}$ 为未知的理想图像, $\mathbf{g} \in \mathbf{R}^{N_{\text{proj}} N_{\text{bin}}}$ 为理想的投影数据, $\mathbf{A}: \mathbf{R}^{N_x N_y} \rightarrow \mathbf{R}^{N_{\text{proj}} N_{\text{bin}}}$ 为投影算子的离散形式, $A_{i,j}$ 表示第 i 根光线对 j 个像素的贡献。从代数方程求解角度看,传统的采样定律的要求

$$N_x = N_y = \sqrt{2} N_{\text{bin}}, N_{\text{proj}} \approx \frac{\pi}{2} N_{\text{bin}}$$

对应的矩阵 $\mathbf{A}$ 近似为方阵,因此方程存在唯一解。

假设重建图像 $\mathbf{u} \in \mathbf{R}^{N_x N_y}$ 在某种变换 Ψ 下是 k 稀疏的,即 $\mathbf{s} = \Psi \mathbf{u}$,其中 $\|\mathbf{s}\|_0 = k \ll N \triangleq N_x N_y$;当信号的测量矩阵为 Φ ,即 $\mathbf{g} = \Phi \mathbf{u}$,能够得到 $M \triangleq N_{\text{proj}} N_{\text{bin}}$ 个测量值,测量信号可以写成

$$\mathbf{y} = \Phi \Psi^T \mathbf{s} \triangleq \Theta \mathbf{s}$$

在压缩感知框架下,当测量矩阵 Φ 的行数远远大于列数即 $M \ll N$ 时,通过求解优化问题式(4)来重构 $\mathbf{s}$ 。

$$\arg \min_s \|\mathbf{s}\|_0 \quad \text{使得} \quad \mathbf{y} = \Theta \mathbf{s} \quad (4)$$

当求解大规模问题时,该优化问题属于 NP 难问题,计算量巨大,因此 Chartrand 等人^[12]进一步研究当感知矩阵 $\Theta = \Phi \Psi$ 满足 RIP 条件时,测量信号的个数 M 只要求大于 $O\left(k \lg\left(\frac{N}{k}\right)\right)$, L_0 优化问题式(4)的解等价于 L_1 优化问题(5)求解,并且以概率一收敛到真实解。

$$\arg \min_s \|\mathbf{s}\|_1 \quad \text{使得} \quad \mathbf{y} = \Theta \mathbf{s} \quad (5)$$

在压缩感知理论框架下,利用稀疏性表示的先验知识,可以通过原有的低数据量的测量来进行高精度重建图像。Sidky 等人^[13]考虑当待重建图像空间采样率 $N \triangleq N_x N_y$ 以及探测器单位长度上的采样个数 N_{bin} 不变时,减少传统扫描所需要的角度个数 N_{proj} ,在梯度场稀疏性先验下采用 TV 作为正则项来保证重建图像的质量。扫描角度个数的减少能够减少一次扫描过程中总的辐射剂量,同时缩短扫描时间。为了进一步提高重建图像的分辨率,考虑当 $N_{\text{bin}}, N_{\text{proj}}$ 不变时,能否高分辨的重建图像,即 N_x, N_y 个数提高。

如果将传统采样定律要求下的采样过程看成是图2中粗网格 $N_x \times N_y$,在压缩感知理论下,可以将原有的重建图像网格进一步细分为 $\beta N_x \times \beta N_y$,其中 β 为大于1的整数,代表超分辨因子。当 $\beta = 1$ 时,传统网格图2中给出了 $\beta = 4$ 的示意图,对应投影算子的列数增加 β^2 倍。

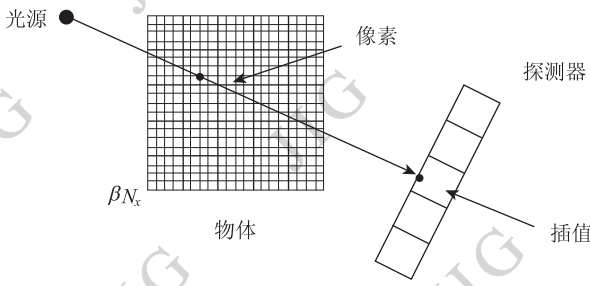


图 2 待重建图像的超分辨率网格

Fig. 2 Reconstruction grid

在上采样网格下,重建所满足的方程为

$$\tilde{\mathbf{A}}\mathbf{u} = \mathbf{g} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{u} \in \mathbf{R}^{\beta N_x \beta N_y}$ 为待重建的理想图像, $\tilde{\mathbf{A}}: \mathbf{R}^{\beta N_x \beta N_y} \rightarrow \mathbf{R}^{N_{\text{proj}} N_{\text{bin}}}$ 为投影算子。在压缩感知理论下,假设待重建的图像某种变换 Ψ 下稀疏,利用原有的观测数据 $\mathbf{g} \in \mathbf{R}^{N_{\text{proj}} N_{\text{bin}}}$,可以重建图像的空间分辨率提高为原有的 β^2 倍。重建过程为求解优化问题

$$\arg \min_{\mathbf{u}} \|\Psi \mathbf{u}\|_1 \quad \text{使得} \quad \mathbf{g} = \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{u} \quad (7)$$

由于大多数 CT 图像具有梯度场稀疏性,这里采用图像梯度场的 L_1 范数,即 TV 作为模型的正则化项,即

$$\|\Psi \mathbf{u}\|_1 = \|\mathbf{u}\|_{\text{TV}} = \sum_{i,j} |u_{i+1,j} - u_{i,j}| + |u_{i,j+1} - u_{i,j}|$$

模型式(7)中数据保真项 $f(\mathbf{u}) = \|\mathbf{g} - \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{u}\|^2 = 0$ 仅仅考虑没有噪声的理想情况,考虑到在实际观测中不可避免的存在噪声,保真项改写为

$$f(\mathbf{u}) = \|\mathbf{g} - \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{u}\|^2 \leq \delta^2$$

式中, δ 为数据不一致性参数,用来刻画观测中的噪声水平。从统计特性上,均方误差估计是当观测噪声服从独立同分布的高斯(Gaussian)分布下的最佳估计,而对 CT 成像属于光电子成像,观测数据的噪声服从泊松(Poisson)分布,只有当观测的信噪比较高时,泊松分布趋近于高斯分布。为了更好地利用数据的实际统计特性, Fessler^[14] 提出加权的均方误差(WLS)估计来近似,通过“W 范数”来得到

$$f(\mathbf{u}) = \|\mathbf{g} - \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{u}\|_{\mathbf{W}}^2$$

式中, $\mathbf{W}$ 为噪声协方差矩阵。另外,从迭代算法求解大规模线性方程问题来讲, Jiang 等人^[15] 证明了现有的多种凸集投影法(如 ART、SART 等)收敛到不同的加权最小均方误差解。因此考虑通用性,采

用如下的基于压缩感知的 Micro-CT 图像超分辨率重建模型

$$\begin{aligned} \arg \min_{\mathbf{u}} J_{\text{TV}}(\mathbf{u}) &= \|\mathbf{u}\|_{\text{TV}} \\ \text{s. t. } f(\mathbf{u}) &= \|\tilde{\mathbf{A}}\mathbf{u} - \mathbf{g}\|_{\mathbf{W}}^2 \leq \delta^2 \end{aligned} \quad (8)$$

2.2 超分辨率重建的迭代算法

利用拉格朗日乘子法可以将模型(8)转换为

$$\arg \min_{\mathbf{u}} F(\mathbf{u}) = \frac{1}{2} \|\tilde{\mathbf{A}}\mathbf{u} - \mathbf{g}\|_{\mathbf{W}}^2 + \lambda \|\mathbf{u}\|_{\text{TV}} \quad (9)$$

式中, λ 为非负的正则化参数。为了适当的选取 λ 使得模型式(9)的解等效于模型式(8)的解,避免迭代解过分依赖正则化参数 λ 的取值所引起的数值不稳定性,以及加速模型式(9)的迭代求解速度,进一步采用 Bregman 迭代方法。

凸泛函 J 在点 $\mathbf{v}$ 处和 $\mathbf{u}$ 间的 Bregman 距离^[16] 定义为

$$D_J^p(\mathbf{u}, \mathbf{v}) = J(\mathbf{u}) - J(\mathbf{v}) - \langle \mathbf{p}, \mathbf{u} - \mathbf{v} \rangle \quad (10)$$

式中, $\mathbf{p} \in \partial J(\mathbf{v})$ 为 J 在点 $\mathbf{v}$ 处的次梯度。

用 TV 函数的 Bregman 距离替代原问题(9)中的正则化项,得到 Bregman 迭代

$$\begin{cases} \mathbf{u}^{k+1} = \arg \min_{\mathbf{u}} \frac{1}{2} \|\mathbf{g} - \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{u}\|_{\mathbf{W}}^2 + \\ \lambda D_{f_{\text{TV}}}^{\mathbf{p}^k}(\mathbf{u}, \mathbf{u}^k) \\ \mathbf{p}^{k+1} = \mathbf{p}^k - \partial \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{g} - \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{u}^{k+1}\|_{\mathbf{W}}^2 \right) \end{cases} \quad (11)$$

根据 Bregman 方法原理^[16],最终迭代公式如下:

$$\begin{cases} \mathbf{u}^{k+1} = \arg \min_{\mathbf{u}} \frac{1}{2} \|\mathbf{g}^k - \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{u}\|_{\mathbf{W}}^2 + \lambda J_{\text{TV}}(\mathbf{u}) \\ \mathbf{g}^{k+1} = \mathbf{g}^k + \mathbf{g} - \tilde{\mathbf{A}}\mathbf{u}^k \end{cases} \quad (12)$$

当 $\mathbf{r}^k = \|\tilde{\mathbf{A}}\mathbf{u}^k - \mathbf{g}\|_{\mathbf{W}}^2 \leq \delta^2$ 时,迭代停止。

考虑到超分辨率重建,使得成像算子 $\tilde{\mathbf{A}}$ 的列数提高为原有的 β^2 倍,因此求解式(12)中的第一个问题规模变大,计算目标函数的二阶导数的工作量是十分耗时的,因而对于断层图像重建及在空域求解迭代方法中往往仅利用目标函数的梯度信息进行求解,仅仅利用目标函数的梯度信息通常会导致收敛速度变慢。受 FISTA^[17] (fast iterative shrinkage-thresholding algorithm) 算法的启发,本文采用 Nesterov^[20] 提出的扩展梯度投影方法,将前两步迭代的结果进行组合达到加快收敛速度的效果,对于光滑的凸函数 Nesterov^[20] 给出了证明,该加速方法能够到达的一阶导数信息的最优收敛速度(即二阶收敛)。

求解式(12)中第1个问题的具体过程为

$$\mathbf{u}^{k,1} = \mathbf{u}^k, t_1 = 1,$$

for $j:1 \rightarrow N_b$ or

$$\mathbf{v}^j = \mathbf{u}^{k,j} - \frac{2}{L} \tilde{\mathbf{A}}^T \mathbf{W} (\tilde{\mathbf{A}} \mathbf{u}^{k,j} - \mathbf{g})$$

$$\mathbf{x}^j = \arg \min_{\mathbf{x}} \frac{L}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{v}^j\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_{\text{TV}} \quad (13)$$

$$t_{j+1} = \frac{1 + \sqrt{4t_j^2 + 1}}{2}, \mathbf{u}^{k,j+1} = \mathbf{x}^j + \frac{t_k - 1}{t_{k+1}} (\mathbf{x}^j - \mathbf{x}^{j-1})$$

end

$$\mathbf{u}^{k+1} = \mathbf{u}^{k,N_b}.$$

式中, L 为常数且要求 $L \geq 2 \|\tilde{\mathbf{A}}^T \mathbf{W} \tilde{\mathbf{A}}\|_2$, 具体求解中选取对角阵 $\mathbf{W}$ 含义是对射线穿过物体的长度进行加权

$$\mathbf{W}^{-1} = \text{diag} \left\{ \sum_{j=1}^{\beta N_x \cdot \beta N_y} a_{1,j}^2, \dots, \sum_{j=1}^{\beta N_x \cdot \beta N_y} a_{i,j}^2, \dots, \sum_{j=1}^{\beta N_x \cdot \beta N_y} a_{N_{\text{bin}} \cdot N_{\text{proj}} j}^2 \right\}$$

式(13)为 TV 去噪问题, 采用 Chambolle 的对偶空间正交投影法^[18]求解。

3 实验结果与分析

本节将对 Shepp-Logan 图像进行模拟测试, 并对实际得到的 Micro-CT 数据进行实验, 检验本文模型与数值算法的有效性。

实验中完整的正弦图数据为 (512×360) , 即 $0^\circ \sim 180^\circ$ 均匀的采集 360 个投影角度, 每个投影下有 512 个均匀的径向采样。选取径向下采样系数为 4, 通过对每 4 个径向采样值求和得到下采样系数, 角度下采样系数为 6, 每 6 个投影角度下的系数选取一个, 这样得到分辨率低的正弦图数据 (128×60) 。按照 Shannon-Nyquist 采样定理, 传统的滤波反投影 (FBP) 方法重建图像的大小为 $N_x = N_y = 128$ 。以低分辨率的正弦图数据为观测值, 比较以下几种重建方法的重建结果:

- 1) 标准的 FBP 算法重建 $N_x \times N_y$ 网格;
- 2) 正弦图数据经过 1 维的径向线性插值后 FBP 算法重建 $\beta N_x \times \beta N_y$ 网格;
- 3) 基于压缩感知的超分辨重建 $\beta N_x \times \beta N_y$ 网格。

为了定量的衡量重建效果, 计算重建图像与广义真图像之间的峰值信噪比 (PSNR), 具体定义如下

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{\max(\mathbf{u}^*)^2}{\sum_{i=1}^{512} \sum_{j=1}^{512} \frac{(u_{ij}^* - u_{ij})^2}{512 \times 512}}$$

式中, $\mathbf{u}^*$ 为原始图像, $\mathbf{u}$ 为重建图像, i 和 j 为图像像素下标。当重建图像的尺寸小于广义真图像时, 先对重建图像进行双线性差值, 再进行计算。

实际 Micro-CT 的成像参数, 光源到探测器的距离为 420 mm, 光源到旋转轴的距离为 120 mm, 探测器空间分辨率为 50 μm 。假设旋转轴与探测器平行, 过光源作旋转轴的垂线交探测器于探测器的中心点。实验中选取几何中心层的投影数据, 采用和模拟测试相同的方法, 先对投影数据下采样再采用 4 种重建算法进行对比。以完整的正弦图数据通过 FBP 算法重建的图像为广义真图像, 即原始图像。

图 3 给出了无噪声的情况下利用仿真模型得到的不同重建算法的重建结果, 图 4 给出了在实际数据下不同重建算法的重建结果。从上述两个实验结果可以看出, 本文算法的视觉效果最好, 更好起到了超分辨的效果。表 1 中给出了以上 3 种算法在图 3、图 4 所示两个实验中的峰值信噪比 (PSNR) 数据, 从中可以看出本文算法峰值信噪比最高。

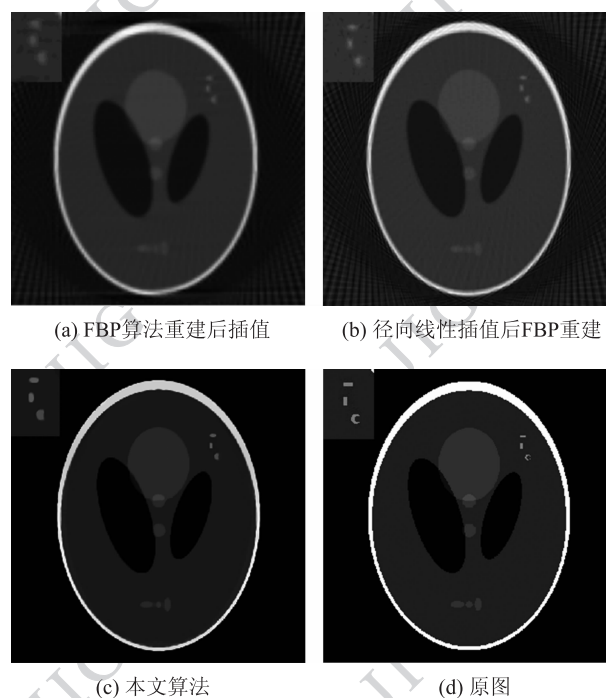


图 3 无噪声的情况下仿真模型重建算法的结果比较

Fig. 3 Images reconstructed by use of different algorithms under ideal condition

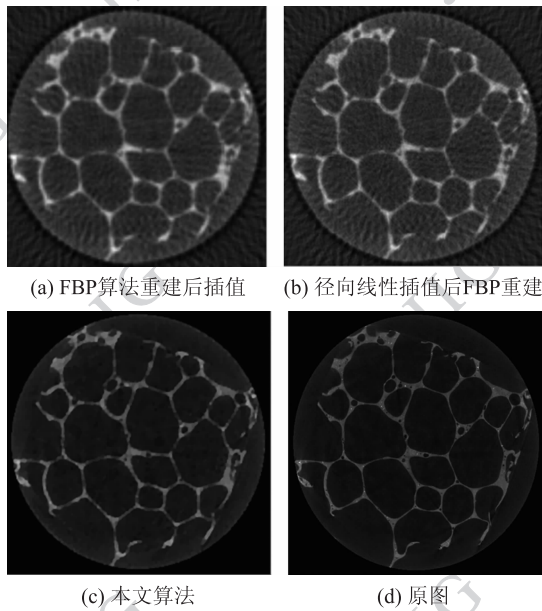


图 4 实际数据重建算法的结果比较

Fig. 4 Images reconstructed by use of different algorithms using real Micro-CT data

表 1 各算法的重建图像定量指标比较

Table 1 The quantitative comparison of the reconstruction results of several algorithms

图像	PSNR/dB	图像	PSNR/dB
图 3(a)	17.178 7	图 4(a)	23.482 7
图 3(b)	20.441 2	图 4(b)	26.081 9
图 3(c)	31.906 6	图 4(c)	31.825 5

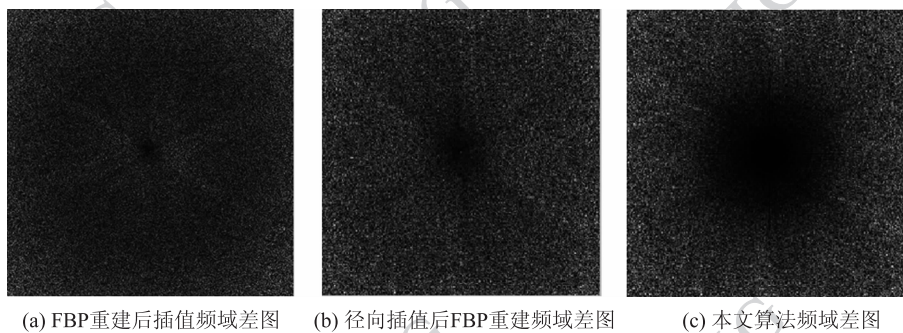


图 5 重建图像和原始图像差值频域模的加权图

Fig. 5 weighted residual error imaging in Fourier domain

本文中成像算子的超分辨率网格离散采用 Van 等人^[6]的方法,该工作利用二值化先验信息对骨小梁进行超分辨率重建。本文突破了待测目标二值化的假设,针对分片光滑的假设建立 TV 约束的 CT 重建模型和算法,通过对 Shepp-Logan 图像以及实际的 Micro-CT 数据进行实验,重建结果明显优于传统的

Chartrand 等人^[19]在观测值为频率数据的情况下,仅对低频部分进行采样然后采用 TV 正则化算法重建,实验结果指出该方法在频域上看起到了频谱外插的作用。相比于 Chartrand 等人^[19]的工作,本文同样是针对测量数据不足的情况下探讨压缩感知原理在断层成像中的超分辨率成像,不同之处在于本文考虑的是探测器方向以及角度同时次采样,迭代算法在空域进行的情况,这样的成像算子离散化以及求解算法更适合于发散型 CT 问题。下面将方法 1)~3) 这 3 种不同方法重建的结果在频域上进行比较。由于大多数图像高频成分相对于低频成分要小得多,为了便于高频的可视化,频域图像显示时进行加权尺度化,需要乘以该点处频域模的 $3/2$ 次方,即假设重建图像的频域矩阵为 $\{F(w_i, v_j)\}$,原始图像的频域矩阵为 $\{F^*(w_i, v_j)\}$,显示的频域加权矩阵为 $\{|F(w_i, v_j) - F^*(w_i, v_j)| \cdot (w_i^2 + v_j^2)^{\frac{3}{4}}\}$ 。图 5 中,由于显示的是重建图像和原始图像差值频域模的加权图,因此越小说明重建效果越好。可以发现本文的算法重建得到的频域图和原始图像的频域图的差值图像与图 5(a)(b) 两种算法得到的差值图像相比,取值较小的区域范围扩大,说明该算法能够较多的恢复高频信息,起到频谱外插的作用。

基于插值的超分辨率重建算法,验证了迭代算法的有效性。

4 结 论

提出仅在一次扫描得到的投影数据下,利用重

建图像的稀疏性进行 CT 图像的超分辨重建模型。对于模型的求解采用 Bregman 迭代减弱求解对正则化参数选取敏感性,内层的最小化问题的求解中选用 FISA 方法,达到了基于梯度的优化方法所能达到的最优收敛速度(即二阶收敛),具体的实现分解为沿保真项的梯度方向下降、TV 去噪、两步迭代结果线性组合 3 步进行。在扇形束角度欠采样探测器次采样的条件下,对理想情况和真实的 Micro-CT 数据进行了测试,并同经典 FBP 算法进行了比较。实验结果表明,由于采用 TV 正则项,与传统的 FBP 解析算法相比,重建图像的峰值信噪比提高 5 dB;从重建结果和原始图像的频域差值来看,能够起到频域外插的作用。

本文模型与算法在空域上进行,因此也可应用于局部重建和 3 维锥形束模型的求解,但对于 3 维大规模问题的高速求解有待进一步研究。

参考文献 (References)

- [1] Ritman E L. Vision 20/20: Increased image resolution versus reduced radiation exposure [J]. Medical Physics, 2008, 35(6):2502-2510.
- [2] Langheinrich A, Kampschulte M, Crossmann C, et al. Role of computed tomography voxel size in detection and discrimination of calcium and iron deposits in atherosclerotic human coronary artery specimens [J]. Journal of Computer Assisted Tomography, 2009, 33(4): 517-522.
- [3] Flohr T G, Stierstorfer K, Süß C, et al. Novel ultrahigh resolution data acquisition and image reconstruction for multi-detector row CT [J]. Medical Physics, 2007, 34(5): 1712-1723.
- [4] Park S C, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: A technical overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(3):21-36.
- [5] Liu X, Yua L F, Armando M, et al. Super resolution technique for clinical multislice CT [C]// Proceedings of SPIE Medical Imaging 2010: Physics of Medical Imaging, San Diego. United States: SPIE press, 2010, 7622: 76221Q1-7.
- [6] Van G G, Batenburg J, Castele E, et al. A discrete tomography approach for superresolution micro-CT images [C]// IEEE International Symposium on Biomedical Imaging. Rotterdam, Holland: IEEE press, 2010, 816-819.
- [7] Yang J C, Wright J, Huang T, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [8] Zhu X, Bamler R. Super-resolution for 4-D SAR tomography via compressive sensing [C]// Proceedings of the 8th European Conference on Synthetic Aperture Radar. Aachen, Germany: EUSAR press, 2010, 273-276.
- [9] Zhu X X, Bamler R. Tomographic SAR inversion by L1-norm regularization—the compressive sensing approach [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(10): 3839-3846.
- [10] Candes E, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2): 489-509.
- [11] Kak A C, Slaney M. Principles of Computerized Tomographic Imaging [M]. Philadelphia, United States: Society of Industrial and Applied Mathematics Press, 2001.
- [12] Chartrand R, Staneva V. Restricted isometry properties and nonconvex compressive sensing [J]. Inverse Problems, 2008, 24(3), 1-14.
- [13] Sidky E Y, Kao C M, Pan X C. Accurate image reconstruction from few-views and limited-angle data in divergent-beam CT [J]. Journal of X-ray Science and Technology, 2006, 14(2): 119-139.
- [14] Fessler J A. Penalized weighted least-squares image reconstruction for positron emission tomography [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1994, 13(2), 290-299.
- [15] Jiang M, Wang G. Convergence studies on iterative algorithms for image reconstruction [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(5):569-579.
- [16] Osher S, Burger M, Goldfarb D, et al. An iterative regularization method for total variation based image restoration [J]. Multiscale Modeling and Simulation, 2005, 4(2): 460-489.
- [17] Beck A, Teboulle M. A fast iterative shrinkage threshold algorithm for linear inverse problems [J]. SIAM Journal on Imaging Science, 2009, 2(1): 183-202.
- [18] Chambolle A. An algorithm for total variation minimization and applications [J]. Journal of mathematical imaging and vision, 2004, 20(1): 89-97.
- [19] Chartrand R, Sidky E Y, Pan X C. Frequency extrapolation by nonconvex compressive sensing [C]// IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro. Chicago, IL, USA: IEEE press 2011, 1056-1060.
- [20] Nesterov Y. A method of solving a convex programming problem with convergence rate $O(1/k^2)$ [J]. Soviet Mathematics Doklady, 1983, 27(2), 372-376.