

# 低剂量 CT 成像的研究现状与展望

罗立民<sup>1,2</sup> 胡轶宁<sup>1,2</sup> 陈阳<sup>1,2</sup>

(1. 东南大学计算机科学与工程学院, 南京, 210096; 2. 教育部计算机网络与信息集成重点实验室(东南大学), 南京, 210096)

**摘要:** 低剂量 CT 扫描能够有效减少患者接受的辐射剂量,但同时会导致成像质量的下降。在降低剂量的同时,获得可用于临床诊断的高质量图像已经成为近年来 CT 领域研究的重点方向。本文从低剂量 CT 的成像方式和图像质量改善等方面介绍了国内外低剂量 CT 技术的发展与应用,包括低剂量 CT 扫描的实施方式,低剂量 CT 扫描的数据模型,相关重建算法与图像后处理策略。本文对近年来国内外研究团队在低剂量 CT 技术的研究上进行了概括,最后对目前该领域的研究工作进行了总结和分析。

**关键词:** 计算机断层成像;低剂量扫描;图像重建;压缩感知;图像增强

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

## Research Status and Prospect for Low-Dose CT Imaging

Luo Limin<sup>1,2</sup>, Hu Yining<sup>1,2</sup>, Chen Yang<sup>1,2</sup>

(1. School of Computer Science and Engineering, Southeast University, Nanjing, 210096, China; 2. The Key Laboratory of Computer Network and Information Integration (Southeast University), Ministry of Education, Nanjing, 210096, China)

**Abstract:** The low-dose CT scans can effectively reduce the dose exposure of patients. However, the imaging quality will be lowered in the meantime. The way of maintaining high quality image that available for clinical diagnosis has become the main research direction in the field of CT technology. This paper summarizes the development and implementation of low-dose CT scans from the following aspects: low-dose scan implementation; statistical model of measurements; reconstruction methods and image processing methods. The research status of low-dose CT technology is also summarized. Finally, both the current research focus and the future research prospect are discussed and analyzed.

**Key words:** computed tomography; low-dose scan; image reconstruction; compressed sensing; image enhancement

## 引言

作为现代影像学的杰出代表,电子计算机断层扫描(Computed tomography, CT)已经成为放射诊断领域内不可缺少的一部分,是目前临床诊断中最常见的无损检测手段之一。经过 30 余年的发展,CT 系

统的成像速度和成像质量都有了长足的进步。随着 CT 扫描在各个临床领域越来越广泛的使用,CT 扫描对人体可能产生的辐射危害得到了人们更多的关注。同其他放射学诊断工具相比,CT 扫描一般伴随着较高级别的 X 射线辐射。一份来自于英国调查表明,占有放射检查总数量 7% 的 CT 检查所导致的总辐射量占有放射检查的 47% [1]。医学研究表明,接受过量 X 光照射可能诱发新陈代谢异常或癌症、白血病或其他遗传性疾病[2-9]。在一次常规 CT 检查中,根据不同的扫描条件和检查部位,病人受到的辐射剂量约为 1.5~20 mSv (millisieverts),远远超过病人在一般的胸部 X 射线平片检查中所受的辐射剂量( $\leq 0.3$  mSv)[5],尤其在快速的多层螺旋 CT 扫描中,病人所受的辐射量大约是传统的单层平行束 CT 的 4 倍[6],相比于日本广岛和长崎的原子弹轰炸幸存者所受的平均辐射剂量 40 mSv,CT 扫描中的辐射量不容忽视。同时一份对 400 000 名核产业工人健康状况的调查表明,核产业工人患癌症的风险在受辐射剂量 5~150 mSv 的区间内明显增高[9]。尤其值得注意的是 CT 辐射对于儿童的伤害,由于体质器官的脆弱,儿童尤其容易受到辐射剂量的伤害,根据英国的一份不完全统计,每 500 个低于 15 周岁的少儿中,就有一个死于由腹部 CT 扫描辐射导致的癌症,同时,每 1 500 个低于 15 周岁的少儿中,就有一个死于由脑部 CT 扫描辐射导致的癌症[7]。

CT 扫描剂量的降低往往伴随着成像质量的下降,对于放射剂量和成像质量之间的权衡,国内外的专家学者们给出了共同的答案。在近年的国际性放射学会议上,如北美放射学年会(RSNA),欧洲放射学年会(ECR)等,多位发言者的题目内容都是与剂量防护相关。国际辐射防护委员会曾建议,在能得到清晰图像的情况下,剂量越低越好,“低剂量”已经成为目前影像设备研发的主要方向。近年来,中国影像专家也多次在不同的重要场合呼吁:“不能为了一味地追求图像质量而使用较高的 X 线剂量,应在满足临床诊断的前提下尽可能地为病人降低 X 线剂量”。

对低剂量 CT 扫描的研究始于 20 世纪末,研究人员们针对临床 CT 检查做了大量的分析研究工作,试图分析在不同位置的扫描中,剂量控制对诊断信息的影响。例如文献[3,6,9-11]研究了低剂量扫描在肺结节断层中的应用,文献[7]讨论了肺支气管断层低剂量扫描,文献[12,13]则讨论了低剂量扫描早期肺癌检查中的应用,除了肺部扫描,低剂量 CT 扫描也被应用于心血管 CT<sup>[14-15]</sup>和盆腔尿道扫描<sup>[16]</sup>中。此外,针对儿童的低剂量 CT 扫描也得到了更多的重视<sup>[17-18]</sup>。

尽管大量的分析工作指出在不影响诊断的条件下,可在一定程度上降低现有的 CT 扫描剂量,但研究人员并未满足于此,目前低剂量 CT 成像研究的主要目标是在更低剂量的扫描条件下,获得和常规剂量扫描同等或更高质量的图像。

在 CT 扫描中,影响照射剂量最直接的因素是 X 射线强度以及照射时间<sup>[19-20]</sup>。目前临床上常见的剂量降低方式是通过降低 X 射线发射球管的管电压或者管电流来降低 X 射线强度。射线强度的降低将直接导致成像质量的下降。管电流的降低在导致信噪比下降的同时,会引起密度分辨率的下降,其结果可能导致密度相近区域辨识困难;而管电压的降低将引起射线穿透力下降,从而大幅度降低信噪比<sup>[21]</sup>。在一次扫描中,若管电压从 120 kVp 下降至 80 kVp,则需将管电流提高 4 倍方能维持不变的信噪比<sup>[22]</sup>。鉴于上述两种方式的差别,降低管电流方式常被用于高对比度病灶区域(如钙化点)的低剂量扫描<sup>[23]</sup>,而降低管电压模式则被用于碘基造影成像扫描中<sup>[21]</sup>。同时降低管电压和管电流将导致图像质量的严重下降,在 CT 图像中出现明显的噪声斑块和条纹状伪影<sup>[24-26]</sup>。如图 1 所示。

为了改善低剂量扫描条件下的成像效果,研究人员对 CT 系统整体的各个环节进行了研究。通过改进探测器的探测效率,能够有效提高采集数据的信噪比,从而降低 CT 图像的噪声污染;由于射线能级较低时,X 射线的散射效果会显著增加,因此提高探测器的能量分辨率,或改进发射球管的发射效率,使其能谱更加集中于高频部分,有助于提高 CT 图像的密度分辨率<sup>[27-28]</sup>。

除了硬件系统的改进,研究人员针对成像算法的改进开展大量的工作,希望能够在有限的硬件条件下,通过设计合适的算法,提高成像质量。本文针对此类工作从系统建模、图像重建和后处理三方面进

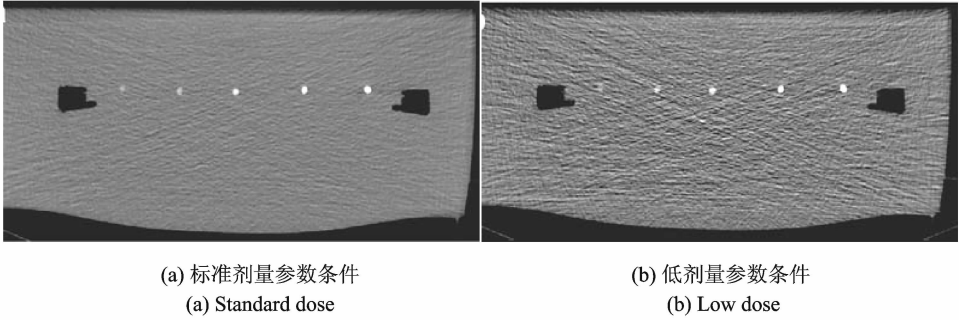


图1 在标准剂量(120 kV, 100 mAs, pitch 1.25)和低剂量条件(90 kV, 50 mAs, pitch 0.875)下的体模CT断层图像(窗宽 350,窗位 50)

Fig.1 CT images from a phantom scan under standard dose (120 kV, 100 mAs, pitch 1.25) and low dose (90 kV, 50 mAs, pitch 0.875) conditions (window width 350, window position 50)

行了讨论和总结,并给出了对未来研究方向的展望。

## 1 系统建模与散射噪声抑制

在低剂量扫描条件下,系统的电子噪声将严重影响低剂量CT图像重建质量。大量研究表明,正常剂量条件下CT对数据变换前的投影数据满足复合Poisson分布,然而现代CT系统的数据采集过程受到射线的多能特性、探测器响应不一致、非一致光子效应、电子噪声等多种因素的影响,在重建成像以前需要对投影数据进行多种预处理、校准等步骤,破坏了CT测量数据原有的统计特性。Ma等人构建了CT投影数据的统计建模新方法,建立了更加符合实际的CT成像系统测量的新型正态泊松混合模型<sup>[29]</sup>。

由于准直系统的存在,通常CT图像的观测数据被认为是独立同分布的随机变量。但实际扫描对象往往在图像空间具有较高的邻域相关性,该相关性将会导致观测数据表现出一定的邻域相关性。研究人员通过对CT系统相邻探测器上接收到的观测数据进行分析,对相邻探测器的观测数据相关性进行了建模,并依此对观测数据的随机噪声进行抑制<sup>[30]</sup>。

除了建立更精确的观测模型,一些研究人员通过散射校正环节改善观测数据的信噪比。Xie等利用网格衰减板对散射噪声分布进行估计并加以校正,在提高观测数据信噪比的同时加强了对低能级射线分量散射噪声的抑制,在抑制随机噪声的同时改善了系统的密度分辨率<sup>[31-33]</sup>。

## 2 低剂量CT重建算法

### 2.1 投影数据滤波

自CT系统问世以来,以滤波反投影算法(Filtered back-projection,FBP)为代表的解析类重建算法由于其计算速度的优势和算法的简便,成为二维CT系统主流算法,时至今日,以FDK(Feldkamp-Davis-Kress)算法为代表的解析类重建算法仍然是三维CT系统的首选。然而解析类算法缺乏对噪声的有效抑制能力,在低剂量扫描条件下的重建结果往往会受到严重的伪影和噪声污染。一些研究人员通过对投影数据的修正和恢复来抑制投影数据中的噪声,使得低剂量投影数据的信噪比尽可能接近正常剂量投影数据,从而弥补解析类重建方法在噪声抑制能力上的不足。Sahiner和Yagle在小波空间构造滤波器,试图减少重建图像上高频噪声<sup>[34]</sup>,Bhatia等人在对投影数据进行一维小波分解的基础上,运用统计

学中的最大后验概率法抑制图像中的噪声,以达到理想效果<sup>[35]</sup>。Hsieh 通过对投影数据噪声特征进行了建模,然后设计出一个可以根据局部噪声分布进行参数调整的滤波器对投影数据进行自适应滤波,有效抑制投影中的高频噪声在图像中造成的伪影<sup>[36]</sup>。Zhu 和 Rudin 等利用全变分(Total variation, TV)方法去除高斯噪声,设计出了针对泊松噪声的改进 TV 模型,获得了相对于传统滤波方法更好的结果<sup>[37-38]</sup>。Li 等根据对扫描数据的大样本统计分析结果,将噪声近似为高斯噪声,提出了加权最小方的滤波算法,提高了重建图像的质量<sup>[39]</sup>。进一步地,Wang 等提出了联合加权最小方和图像 K-L 变换相结合的方法进行重建,取得了比单一加权最小方法更好的结果<sup>[40-42]</sup>。Tang 等根据噪声特性提出了多尺度惩罚加权最小方的方法<sup>[43]</sup>。Zhang 等对投影数据噪声模型进行详细的分类,实现了对投影数据中的孤立点的分离和对不同强度噪声的分割,然后对相似的块采用不同滤波方法,取得了较好的重建结果<sup>[44]</sup>。Balda 和 Cui 等分别提出了自适应的投影数据滤波方法来降低噪声提高重建效果<sup>[45-46]</sup>。文献[47-48]利用 TV 对投影数据进行处理来提高重建图像的质量。Zeng 等通过对投影数据进行加权滤波以及逐条投影射线的加权滤波取得了改进的 FBP 重建结果,能够有效消除高密度物体成像时产生的类金属伪影,获得相对稳定的空间分辨率<sup>[49-51]</sup>。数据滤波直接对投影数据进行修正,滤波过程和重建过程相互独立,便于系统集成,且计算量通常远小于迭代重建,在计算速度上具有明显优势。

## 2.2 迭代重建算法

自 Shepp 和 Vardi 等人将期望最大似然估计算法(Maximum likelihood expectation maximization, MLEM)引入断层图像重建领域以来<sup>[52]</sup>,迭代重建算法研究一直是 CT 重建研究领域的热点问题。迭代重建算法根据成像系统的物理模型和探测数据的统计特性建立高斯或泊松分布的统计学模型,之后在图像空间里用迭代算法求解相应的能量方程,其重建的图像质量要好于传统的解析方法重建的图像质量。基于 Bayesian 理论形成的最大后验概率密度估计(Maximum a posteriori, MAP)模型,在重建中引入图像空间的先验信息作为惩罚项,能够有效地抑制噪声和保持边缘,在散射噪声和伪影的消除方面远优于解析类算法<sup>[53-54]</sup>,非常适合于低剂量扫描条件下的 CT 图像重建。

如何设计有效的先验形式来提高重建质量,是迭代重建算法的研究热点之一。传统的迭代重建算法通常利用图像空间的邻域相关性构建马尔科夫场先验模型,对噪声和伪影的抑制受投影数据本身噪声水平影响较大,在投影数据噪声严重时约束能力有所下降,而一些采用非凸势函数的先验约束,则有可能引入额外的阶梯状伪影<sup>[55]</sup>。Ma 等提出一种基于  $\alpha$  散度约束的全变分最小化低剂量 CT 重建方法,消除了传统全变分先验的块状伪影<sup>[56]</sup>。

Chen 等利用非局部迭代算法优良的去噪能力作为对原始图像的惩罚,在抑制噪声、保持边界的同时,对密度渐变区域具有很好的恢复能力,大幅度提高了重建图像质量<sup>[57-58]</sup>。Fahimia 等提出了在傅里叶域对图像进行惩罚的重建算法,在每次迭代中在图像空间加入物理约束和数学准则,在傅里叶空间进行投影数据增强,实验结果表明该算法在时间复杂度方面有明显的优势<sup>[59]</sup>。Zhang 等提出了一种利用正常剂量扫描下的图像获取的马尔科夫随机系数结合加权最小方的方法进行重建,取得了较好的结果<sup>[60]</sup>。

迭代类重建算法往往需要通过多次迭代过程来重建结果,过大的计算量限制了迭代类重建方法的应用。在早期的研究过程中,研究人员提出了多种加快迭代算法收敛速度的方法,Hudson 等提出对投影空间数据进行子集划分,利用投影数据的冗余性,通过子集迭代的方式加速收敛<sup>[61]</sup>;Brown 等利用行更新的方式进行子集投影重建<sup>[62]</sup>,Fessler 等则通过构建投影,图像交替子空间加速迭代收敛速度<sup>[63]</sup>,但 Fessler 的方法会导致单次迭代计算量大幅度增加。虽然上述方式能够一定程度上提高迭代重建算法的计算效率,但硬件计算水平仍然限制了迭代重建算法的实际应用。并行计算技术的发展对迭代重建算法的应用起到了巨大的推动作用,文献[64-65]利用 GPU 并行化技术,大幅度降低了迭代重建算法

的计算时间。

### 2.3 稀疏角度重建

除了 X 射线强度以外,扫描时间也是影响辐射剂量的直接因素。扫描时间的减少通常通过减少投影采样角度(稀疏角度投影或不完全角度投影)实现。由于 CT 系统的投影数据通常具有较高的冗余性,在采样角度降低的条件下可以通过对缺失数据的修补估计得到完整的投影数据集,利用修补数据进行重建即可提高重建质量。Li 等利用字典学习方法估计遗失的投影数据,并进行重建,取得了比 TV 方法较好的结果<sup>[66]</sup>。Zhang 等利用 Betram 的方向差值方法对投影数据进行差值去获取投影数据空间的缺失数据,然后进行相关重建,该方法对于传统的线性差值相比取得了较好的实验效果<sup>[67]</sup>。

迭代重建算法是稀疏角度投影的另一个常见解决方案。稀疏投影数据的重建是一个典型的病态问题。Candès 和 Donoho 等提出的基于压缩感知(Compressed sensing, CS)的信号重建和恢复算法被广泛应用于 CT 重建<sup>[68-69]</sup>。CS 理论认为利用 TV 或其他优先知识作为对所重建图像的约束是一个可行的解决问题的方法。许多学者利用 TV 优先对所重建的图像进行约束,取得了较好的结果<sup>[70-76]</sup>。2006 年, Sidky 等次利用梯度稀疏性先验知识,结合凸集投影和小波阈值重建出稀疏角度均匀采样信号,提出一种 TV 最小化投影的重建方法<sup>[77]</sup>。随后, Sidky 和 Pan 等对上述算法进行了改进,提出一种自适应步长下降投影求解算法,增加了其稳定性,但影响问题解的鲁棒性<sup>[78]</sup>。2012 年, Niu 等针对 TV 正则化算法中存在的计算效率低和重建过程非一致参数调和两大问题,在原有的算法基础上对数据的保真项进行修正,提出加速障碍法优化的 CS 算法,通过最小化总变差和投影到凸集数据误差来获取重建<sup>[79]</sup>。Tian 等人在 TV 的基础上,根据 CS 的稀疏理论,利用了加权 TV 稀疏和零范数约束,改进了重建的结果<sup>[80]</sup>。Zhang 等人利用高阶 TV、广义变分以及各向异性变分作为对所重建图像的约束得到了更好的重建结果<sup>[81]</sup>。Chen 等将先验图像引导技术同压缩感知理论相结合,提出的图像先验约束引导压缩感知(Prior image constrained compressed sensing, PICCS)算法,能够在极低的采样角度数目下获得高分辨率的重建结果,在心脏 CT 系统上取得了较好的重建效果<sup>[82]</sup>。国内学者在稀疏重建方面也做了不少的工作,如,练秋生等结合 CS 理论将 CT 图像的 TV 稀疏性先验知识加入重建算法中,获得了一定的重建效果<sup>[83]</sup>。Ma 等利用非局部均值的局部平滑作为约束,获取了比 TV 较好的结果<sup>[84]</sup>。Hu 等提出了一种渐进的 2 层迭代模型,将零范数先验约束引入三维 CT 重建,在高度稀疏的条件下获得了远优于一范数先验约束的结果<sup>[85]</sup>。Huang 等<sup>[86-87]</sup>利用全变以及其他参照图像作为约束,也得到了可观的结果。文献[88-91]研究了基于不同优化的稀疏角度重建算法。文献[92-95]分别利用了水平集变换,能量最小的方法对所重建图像作为约束,均取得了较好的结果。Herman 等<sup>[96]</sup>也对稀疏角度重建的问题给出了系统的分析和讨论。

基于 CS 理论的图像重建的一个重要问题就是如何进行稀疏变换且保留图像本质信息。最初人们利用离散余弦变换和小波变换等正交变换方法来进行稀疏表示,然后人们根据信号的冗余性对信号进行压缩使其更加稀疏,并将变换的基函数理解成一个包含目标特征的字典中的原子。文献[97]将自适应字典方法用在低剂量 CT 重建中,一定程度上提高了图像重建质量。文献[98]利用图像中非局部的特征相似性构建低秩约束并用于图像重建以获得较高信噪比的重建图像。

非均匀角度采样是稀疏角度投影的一个特例,非均匀采样通常出现在三维锥束螺旋 CT 中扫描中。当探测器较短导致被检测物体部分被覆盖,采样数据又不均匀时,常规的 CS 重建方法难以达到要求,许多学者都针对这种情况进行了一定的改进,Chen 等提出了一种加权的 TV 重建,基于投影方向加权的向异性 TV 重建,能在有限角度下较好地拟制伪影,提高重建质量<sup>[99]</sup>。Li 等根据投影方向来选择 TV 方向,实现多方向异性 TV 重建,能在非均匀采样的数据下达到较好效果<sup>[100]</sup>。1997 年, Danielsson 等首次提出了 PI 线概念<sup>[101]</sup>,2004 年以 Pan 为首的课题组在基于 PI 线的概念上提出 BFP 算法<sup>[102]</sup>,首次在

数学上解决了截断的投影数据的 CT 精确重建问题,实现了能够利用较少的投影数据精确重建出物体图像的问题。2013 年, Yan 等对 PI 线段上无数据截断的截断投影数据的三维图像重建,提出了基于数据重排方法的紧支反投影滤波(Tent backprojection filtration, T-BPF)算法<sup>[103]</sup>,极大地提高了重建效果。2013 年,郝佳等针对投影数据截断及数据冗余问题,提出了一种投影数据加权预处理的重建方法,改进了 FDK 算法在部分投影数据下的 CT 成像质量<sup>[104]</sup>。

### 3 低剂量 CT 后处理算法

对重建后图像中噪声、伪影性质的分析以及修正的后处理算法也是低剂量 CT 研究的一个重要研究方向。该类算法的特点是不依赖于投影数据,可移植性强,可以直接对现有 CT 图像进行增强处理,不需要对现有设备进行改进或更换,便于使用和推广。为了保证诊断的可靠性,后处理算法需要在对低剂量 CT 图像进行有效去噪和伪影抑制的同时,尽可能保留或增强图像的原始细节信息。后处理算法通常在图像空间内进行。早期的后处理算法通过构造图像空间滤波器来实现 CT 图像增强。文献<sup>[105-107]</sup>对低剂量 CT 重建图像使用非线性或各向异性滤波器进行滤波处理,能够有效平滑图像,同时具有一定的边界保持效果。但其缺陷在于容易导致图像对比度的降低和边缘的模糊,此外,由于此类滤波器通常定义在小尺度区域内,因此无法对投影数据中高频噪声进行有效的抑制,典型的表现是对金属伪影和风车状伪影几乎无效。Zhong 等人尝试将基于多尺度奇异点检测的小波去噪方法应用在低剂量锥形线束胸部 CT 图像中,一定程度上弥补了小尺度图像空间滤波的缺陷,在有效抑制高频噪声的同时,较好地保持了纹理信息<sup>[108]</sup>。大尺度非局部均值滤波器是另一种常用的后处理算法,通过在较大尺度范围内根据各种剂量下组织的自相似性搜索匹配信息,对当前位置进行非线性滤波修正,该方法在噪声消除和边界保持两方面均有不俗表现,但其缺陷在于计算速度较慢,且对于大尺度结构伪影(如金属伪影)抑制力不足。Chen 等提出了一种并行的非局部均值算法,解决了非局部滤波方法的计算效率问题。随后他们针对低剂量腹部和胸腔 CT 图像在一个大的搜索范围内进行非局部均值进行处理,获得了同正常剂量采集相近的结果<sup>[109-110]</sup>。文献<sup>[111]</sup>则利用非局部均值与之前正常剂量扫描所获得的结果相结合,提出了一种新的非局部均值算法对低剂量重建后的图像进行处理,借助图像引导技术,一定程度上解决了大尺度结构伪影问题。近年来,基于压缩感知理论的图像字典稀疏表示技术为低剂量 CT 图像的后处理算法提供了新的思路。字典技术对正常剂量 CT 图像进行学习(特征提取),从而指导低剂量 CT 图像的处理。字典技术结合了大尺度非局部滤波和图像引导技术二者之长,且具有很好的可扩展性。文献<sup>[112-113]</sup>利用稀疏字典学习和钝化滤波相结合的方法对腹部肿瘤图像进行了处理,显著提高了低剂量扫描条件下腹部 CT 图像质量,同时提高了对肿瘤特征的识别。

### 4 结束语

经过数十年的发展,CT 成像理论和系统设计已经日趋成熟。在 CT 领域的研究热点也逐渐从理论化转向应用化。低剂量 CT 成像正是 CT 应用研究的代表方向。目前单纯的理论模算法的建立与优化已不再是研究人员关注的热点,而日新月异的硬件发展水平则不断为低剂量 CT 成像的研究注入新的活力。低剂量 CT 成像的研究主要从系统模型、重建算法改进和后处理算法三个方向展开。CT 成像系统的散射噪声估计和散射校正将有助于建立更加精确的投影数据统计模型,提高 CT 系统的散射伪影校正能力。在重建算法方面,压缩感知理论的兴起和并行化计算技术的普及,使得迭代重建算法的临床应用成为可能。然而对于三维 CT 系统,未知数据量较大图像数据的冗余性具有较大的个体差异,因此优化方案和采样方案的设计将是稀疏角度重建的重要方向。此外投影采样的降低对图像空间分辨率的影响仍然有待更深入的研究。在后处理方面,计算能力的增长为一些复杂算法的实施创造了条件。实验证明,同传统的小尺度滤波器相比,大尺度的非局部滤波器在噪声消除和细节保持方面都具有明显的

优势,然而数十倍于小尺度滤波的计算量限制了大尺度的非局部滤波器的应用。东南大学影像科学与技术实验室开发的基于并行计算技术的大尺度非局部滤波后处理软件已经投入临床应用。借助并行计算技术,基于字典学习与图像稀疏表示的低剂量 CT 处理算法也将成为未来的研究热点。在强大计算能力的支持下,大尺度非局部滤波、三维字典稀疏表示以及图像引导约束也将被应用于稀疏角度重建算法的研究。作为整体的系统,无论软件还是硬件方面的改进,都将反映为图像质量的改善,而各个环节的发展并非孤立的,例如通过硬件设备的改进、低散射噪声、相应的细节信息增强将成为软件算法研究的侧重点,而压缩感知理论的应用,也将推动稀疏角度采样扫描模式的研究,各个环节之间的相互作用是研究人员必须关注的问题,将各个环节纳入整体考虑,必将进一步推动低剂量 CT 成像技术的研究与发展。

### 参考文献:

- [1] Hart D, Wall B F. UK population dose from medical X-ray examinations[J]. *European Journal of Radiology*, 2004,50(3): 285-291.
- [2] Rothenberg L N, Pentlow K S. Radiation dose in CT [J]. *Radio Graphics*, 1992,12,1225-1243.
- [3] Diederich S, Windmann R, Windmann R, et al. Pulmonary nodules: Experimental and clinical studies at low-dose CT [J]. *Radiology*, 1999,213:289-298.
- [4] Brenner D J, Hall E J. Computed tomography increasing source of radiation exposure [J]. *New England Journal of Medicine*, 2007,357(22):2277-84.
- [5] Gartenschlager M, Schweden F, Gast K, et al. Pulmonary nodules: Detection with low-dose vs conventional-dose spiral CT [J]. *European Radiology*, 1998,8:609-614.
- [6] Jung K, Lee K, Kim S Y, et al. Low-dose, volumetric helical CT: Image quality, radiation dose, and usefulness for evaluation of bronchiectasis [J]. *Invest Radiology*, 2000,35:557-563.
- [7] Shrimpton P C, Miller H C, Lewis M A, et al. Doses from computed tomography (CT) examinations in the UK-2003 review [R]. UK: National Radiological Protection Board, 2005.
- [8] Giles J. Study warns of 'avoidable' risks of CT scans [J]. *Nature*, 2004,431:391.
- [9] Rusinek H, Naidich D P, McGuinness G, et al. Pulmonary nodule detection: Low-dose versus conventional CT [J]. *Radiology*, 1998,209:243-249.
- [10] Wu X, Ma D, Zhang Z, et al. The experimental study and clinical application on the detection of pulmonary nodules with low-dose multislice spiral CT [J]. *Chinese Journal of Radiology*, 2004,38(7):767-770.
- [11] Leader J K, Warfel T E, Fuhrman C R, et al. Pulmonary nodule detection with low-dose CT of the lung: Agreement among radiologists [J]. *American Journal of Roentgenology*, 2005,185:973-978.
- [12] Hartman T E, Swensen S J. Lung cancer screening with low-dose computed tomography [J]. *Seminars in Roentgenology*, 2003,38:34-38.
- [13] Fang W, Zhang J, Huang H, et al. Diagnosis and radioprotection with low dose CT scanning in child's lung disease [J]. *Computerized Tomography Theory and Applications*, 2007,16(1):81-84.
- [14] Hausleiter J, Meyer T, Hermann F, et al. Estimated radiation dose associated with cardiac CT angiography [J]. *Jama*, 2009,301(5):500-507.
- [15] Hunold P, Vogt F M, Schmermund A, et al. Radiation exposure during cardiac CT: Effective doses at multi-detector row CT and electron-beam CT [J]. *Radiology*, 2003,226:145-152.
- [16] Coppenrath E, Meindl T, Herzog P, et al. Dose reduction in multidetector CT of the urinary tract: Studies in a phantom model [J]. *European Radiology*, 2009,16(9):1982-1989.
- [17] Donnelly L F, Emery K H, Brody A S, et al. Minimizing radiation dose for pediatric body applications of single-detector helical CT [J]. *American Journal of Roentgenology*, 2011,176(2):303-306.
- [18] Larson D B, Rader S B, Forman H P, et al. Informing parents about CT radiation exposure in children: It's OK to tell them [J]. *American Journal of Roentgenology*, 2007, 189(2):271-275.
- [19] Kalra M K, Maher M M, Toth T L, et al. Strategies for CT radiation dose optimization [J]. *Radiology*, 2004, 230: 619-628.
- [20] Jung K, Lee K, Kim S, et al. Low-dose, volumetric helical CT: Image quality, radiation dose, and usefulness for evaluation of bronchiectasis [J]. *Invest Radiology*, 2000,35:557-563.

- [21] Sigal-Cinqualbre A, Hennequin R, Abada H, et al. Low-Kilovoltage multi-detector row chest CT in adults: Feasibility and effect on image quality and iodine dose [J]. *Radiology*, 2004, 231:169-174.
- [22] Nyman U, HL T, Ristiansson M, et al. Patient-circumference-adapted dose regulation in body computed tomography: A practical and flexible formula[J]. *Acta Radiologica*, 2005, 46(4):396-406.
- [23] Heneghan J, McGuire K, Leder R, et al. Helical CT for nephrolithiasis and ureterolithiasis: Comparison of conventional and reduced radiation-dose techniques [J]. *Radiology*, 2003, 229(2):575-80.
- [24] Gierada D S, Pilgram T K, Ford M, et al. Lung cancer: Interobserver agreement on interpretation of pulmonary findings at low-dose CT screening[J]. *Radiology*, 2008, 246:265-72.
- [25] Kubo T, Ohno Y, Gautam S, et al. Use of 3D adaptive raw-data filter in CT of the lung: Effect on radiation dose reduction [J]. *AJR Am J Roentgenol*, 2008, 191(4):1071.
- [26] Hsieh J. *Computed tomography principles, design, artifacts, and recent advances* [M]. USA: Wiley, 2009;7-20.
- [27] McCollough C H, Primak A N, Braun N, et al. Strategies for reducing radiation dose in CT[J]. *Radiologic Clinics of North America*, 2009, 47(1):27-40.
- [28] Li T, Li X, Li Y, et al. Simultaneous reduction of radiation dose and scatter for CBCT by using collimators[J]. *Medical Physics*, 2013, 40(12):121913.
- [29] Ma J, Liang Z, Fan Y, et al. Variance analysis of X-ray CT sinograms in the presence of electronic noise background[J]. *Medical Physics*, 2012, 39(7):4051-4065.
- [30] Zhang H, Ouyang L, Ma J, et al. Noise correlation in CBCT projection data and its application for noise reduction in low-dose CBCT[J]. *Medical Physics*, 2014, 41(3):031906.
- [31] Xie S, Luo L. Scatter correction for cone-beam computed tomography using self-adaptive scatter kernel superposition[J]. *Chinese Physics C*, 2012, 36(6):566-572.
- [32] Xie S, Luo L, Zhang F. Scatter correction method for cone beam CT using beam attenuation grid[J]. *Key Engineering Materials*, 2011, 341-346.
- [33] Xie S, Luo L. Scatter correction for cone beam CT using attenuation baffle[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2011, 39(7):1708-1711.
- [34] Sahiner B, Yagle A E. Image reconstruction from projections under wavelet constraints[J]. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 1993, 41(12):3579-3584.
- [35] Bhatia M, Karl W C, Willsky A S. A wavelet-based method for multiscale tomographic reconstruction[J]. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 1996, 15(1):92-101.
- [36] Hsieh J. Adaptive streak artifact reduction in computed tomography resulting from excessive x-ray photon noise[J]. *Medical Physics*, 1998, 25(11):2139-2147.
- [37] Zhu Y, Zhao M, Zhao Y, et al. Noise reduction with low dose CT data based on a modified ROF model[J]. *Optics Express*, 2012, 20(16):17987-18004.
- [38] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, 60(1):259-268.
- [39] Li T, Li X, Wang J, et al. Nonlinear sinogram smoothing for low-dose X-ray CT[J]. *Nuclear Science, IEEE Transactions on*, 2004, 51(5):2505-2513.
- [40] Wang J, Li T, Liang Z, et al. Dose reduction for kilovoltage cone-beam computed tomography in radiation therapy[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2008, 53(11):2897.
- [41] Wang J, Lu H, Li T, et al. Sinogram noise reduction for low-dose CT by statistics-based nonlinear filters[C]//*Proc SPIE 5747, Medical Imaging*. San Diego, USA: [s. n.], 2005:2058-2066.
- [42] Wang J, Lu H, Wen J, et al. Multiscale penalized weighted least-squares sinogram restoration for low-dose X-ray computed tomography[J]. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 2008, 55(3):1022-1031.
- [43] Tang S, Tang X. Statistical CT noise reduction with multiscale decomposition and penalized weighted least squares in the projection domain[J]. *Medical physics*, 2012, 39(9):5498-5512.
- [44] Zhang Y, Zhang J, Lu H. Statistical sinogram smoothing for low-dose CT with segmentation-based adaptive filtering[J]. *Nuclear Science, IEEE Transactions on*, 2010, 57(5):2587-2598.
- [45] Balda M, Hornegger J, Heismann B. Ray contribution masks for structure adaptive sinogram filtering[J]. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 2012, 31(6):1228-1239.
- [46] Cui X, Zhang Q, Shanguan H, et al. The adaptive sinogram restoration algorithm based on anisotropic diffusion by energy minimization for low-dose X-ray CT[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2014, 125(5):1694-



1697.

- [47] Gui Z, Liu Y. Noise reduction for low-dose X-ray computed tomography with fuzzy filter[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2012,123(13):1207-1211.
- [48] Zhang Q, Gui Z, Chen Y, et al. Bayesian sinogram smoothing with an anisotropic diffusion weighted prior for low-dose X-ray computed tomography[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2013,124(17):2811-2816.
- [49] Zeng G L, Li Y, Zamyatin A. Iterative total-variation reconstruction versus weighted filtered-backprojection reconstruction with edge-preserving filtering[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2013,58(10):3413.
- [50] Zeng G L, Zamyatin A. A filtered backprojection algorithm with ray-by-ray noise weighting[J]. *Medical Physics*, 2013,40(3):031113.
- [51] Zeng G L. Noise-weighted spatial domain FBP algorithm[J]. *Medical Physics*, 2014,41(5):051906.
- [52] Shepp L A, Vardi Y. Maximum likelihood restoration for emission tomography[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 1982,1(2):113-122.
- [53] Sukovic P, Clinthorne N H. Penalized weighted least-squares image reconstruction for dual energy X-ray computed tomography [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2000,19(11):1075-1081.
- [54] Thibault J B, Sauer K, Bouman C A, et al. A three-dimensional statistical approach to improved image quality for multi-slice helical CT[J]. *Medical Physics*, 2007,34(11):4526-4544.
- [55] Panin V Y, Zeng G L, Gullberg G T. Total variation regulated EM algorithm [SPECT reconstruction][J]. *Nuclear Science, IEEE Transactions on*, 1999,46(6):2202-2210.
- [56] Tian L, Ma J, Bian Z, et al. Penalized weighted alpha-divergence approach to sinogram restoration for low-dose X-ray computed tomography[C]//*Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (NSS/MIC)*. [S. l.]:IEEE, 2012:3675-3678.
- [57] Chen Yang, Feng Qianjin, Chen Wufan, et al. Nonlocal prior Bayesian tomographic reconstruction[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2008,30(2):133-146.
- [58] Chen Y, Gao D, Nie C, et al. Bayesian statistical reconstruction for low-dose X-ray computed tomography using an adaptive-weighting nonlocal prior[J]. *Computerized Medical Imaging and Graph*, 2009,33(7):495-500.
- [59] Fahimian B P, Zhao Y, Huang Z, et al. Radiation dose reduction in medical X-ray CT via Fourier-based iterative reconstruction[J]. *Medical Physics*, 2013,40(3):031914.
- [60] Zhang H, Han H, Wang J, et al. Deriving adaptive MRF coefficients from previous normal-dose CT scan for low-dose image reconstruction via penalized weighted least-squares minimization[J]. *Medical Physics*, 2014,41(4):041916.
- [61] Hudson H M, Larkin R S. Accelerated image reconstruction using ordered subsets of projection data[J]. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 1994,13:601-609.
- [62] Brown J, De Pierro A R. A row-action alternative to the EM algorithm for maximizing likelihoods in emission tomography [J]. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 1996,15:687-699.
- [63] Fessler J A, Hero A O. Space-alternating generalized expectation-maximization algorithm[J]. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, 1994,42(10):2664-2677.
- [64] Sun Y, Sun X, Zhang H. Research on parallel cone-beam CT image reconstruction on CUDA-Enabled GPU[C]//*Image Processing (ICIP)*, 2010 17th IEEE International Conference on. [S. l.]:IEEE, 2010:4501-4504.
- [65] Cui J, Pratz G, Bowen M, et al. Distributed MLEM: An iterative tomographic image reconstruction algorithm for distributed memory architectures[J]. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 2013,32(5):957-967.
- [66] Li S, Cao Q, Chen Y, et al. Dictionary learning based sinogram inpainting for CT sparse reconstruction[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2014,125(12):2862-2867.
- [67] Zhang H, Sonke J J. Directional sinogram interpolation for sparse angular acquisition in cone-beam computed tomography [J]. *Journal of X-ray Science and Technology*, 2013,21(4):481-496.
- [68] Candes E J, Romberg J K, Tao T. Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006,59(8):1207-1223.
- [69] Donoho D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Trans Inform Theory*, 2006,52(4):1289-1306.
- [70] Sidky E Y, Kao C M, Pan X. 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.
- [71] Duan X, Zhang L, Xing Y, et al. Few-view projection reconstruction with an iterative reconstruction-reprojection algorithm and TV constraint[J]. *Nuclear Science, IEEE Transactions on*, 2009,56(3):1377-1382.
- [72] Yu H, Wang G. Compressed sensing based interior tomography[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2009,54(9):2791-

2805.

- [73] Lin Y, Lei L, Bin Y, et al. An algorithm for computed tomography image reconstruction from limited-view projections[J]. *Chinese Physics B*, 2010,19(8):088106.
- [74] Yu H, Wang G. A soft-threshold filtering approach for reconstruction from a limited number of projections[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2010,55(13):3905-3916.
- [75] Jia X, Lou Y, Li R, et al. GPU-based fast cone beam CT reconstruction from undersampled and noisy projection data via total variation[J]. *Medical Physics*, 2010,37(4):1757-1760.
- [76] Chen Z, Jin X, Li L, et al. A limited-angle CT reconstruction method based on anisotropic TV minimization[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 58(7):2119-2141.
- [77] Sidky E Y, Pan X. Image reconstruction in circular cone-beam computed tomography by constrained, total-variation minimization[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2008,53(17):4777.
- [78] Sidky E Y, Pan X. In-depth analysis of cone-beam CT image reconstruction by ideal observer performance on a detection task [C]//Nuclear Science Symposium Conference Record. Dresden, Germany:[s. n.],2008:5161-5165.
- [79] Niu T, Zhu L. Accelerated barrier optimization compressed sensing (ABOCS) reconstruction for cone-beam CT: Phantom studies[J]. *Medical Physics*, 2012,39(7):4588-4598.
- [80] Tian Z, Jia X, Yuan K, et al. Low-dose CT reconstruction via edge-preserving total variation regularization[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2011,56(18):5949-5967.
- [81] Zhang Y, Zhang W H, Chen H, et al. Few-view image reconstruction combining total variation and a high-order norm[J]. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2013,23(3):249-255.
- [82] Lauzier P T, Tang J, Chen G H. Time-resolved cardiac interventional cone-beam CT reconstruction from fully truncated projections using the prior image constrained compressed sensing (PICCS) algorithm[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2012, 57(9):2461-76.
- [83] Lian Q, Hao P. Image reconstruction for CT based on compressed sensing and ART[J]. *Optical Technique*, 2009,(3):422-425.
- [84] Huang J, Ma J, Liu N, et al. Sparse angular CT reconstruction using non-local means based iterative-correction POCS[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 2011,41(4):195-205.
- [85] Hu Y, Xie L, Luo L, et al. L0 constrained sparse reconstruction for multi-slice helical CT reconstruction[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2011,56(4):1173-1189.
- [86] Huang J, Zhang Y, Ma J, et al. Iterative image reconstruction for sparse-view CT using normal-dose image induced total variation prior[J]. *Plos One*, 2013,8(11):e79709.
- [87] Lu X, Sun Y, Yuan Y. Optimization for limited angle tomography in medical image processing[J]. *Pattern Recognition*, SI, 2011,44(10-11):2427-2435.
- [88] Han X, Bian J, Eaker D R, et al. Algorithm-enabled low-dose micro-CT imaging[J]. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 2011,30(3):606-620.
- [89] Han X, Bian J, Ritman E L, et al. Optimization-based reconstruction of sparse images from few-view projections[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2012,57(16):5245-5257.
- [90] Bian J, Wang J, Han X, et al. Optimization-based image reconstruction from sparse-view data in offset-detector CBCT[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2013,58(2):205-230.
- [91] Yoon S, Pineda A R, Fahrig R. Similaneous segmentation and reconstruction: A level set method approach for limited view computed tomography[J]. *Medical Physics*, 2013,37(5):2329-2340.
- [92] Luo J, Liu J, Li W, et al. Image reconstruction from sparse projection using S-transform[J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2012,43(3):227-239.
- [93] Rashed E A, Kudo H. Statical image reconstruction from limited projection data with intensity priors[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2012,57(7):2039-2061.
- [94] Wei W, Yang X L, Zhou B, et al. Combined energy minimization for image reconstruction from few views[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012,(2012):154630.
- [95] Feng J, Zhang J. An adaptive dynamic combined energy minimization model for few-view computed tomography reconstruction[J]. *International Journal of Imaging Systems and Technology*, 2013,23(1):44-52.
- [96] Herman G T, Davidi R. Image reconstruction from a small number of projections[J]. *Inverse Problems*, 2008,24(4):045011.
- [97] Xu Q, Yu H, Mou X, et al. Low-dose X-ray CT reconstruction via dictionary learning[J]. *Medical Imaging IEEE Transac-*

tions on, 2012,31(9):1682-1697.

- [98] Dong W, Shi G, Hu X, et al. Nonlocal sparse and low-rank regularization for optical flow estimation[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2014,23(8):3618-3632.
- [99] Chen Z, Jin X, Li L, et al. A limited-angle CT reconstruction method based on anisotropic TV minimization[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2013,58(7):2119.
- [100] Li H, Chen X, Wang Y, et al. Sparse CT reconstruction based on multi-direction anisotropic total variation (MDATV)[J]. *Biomedical Engineering Online*, 2014,13(1):92.
- [101] Danielsson P E, Edholm P, Eriksson J, et al. Towards exact reconstruction for helical cone-beam scanning of long objects. A new detector arrangement and a new completeness condition[C]//*Proc 1997 Meeting on Fully 3D Image Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine (Pittsburgh)*. Pittsburgh, USA:[s. n.],1997:141-144.
- [102] Pan X, Xia D, Zou Y, et al. A unified analysis of FBP-based algorithms in helical cone-beam and circular cone-and fan-beam scans[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2004,49(18):4349.
- [103] Bin Y, Lin D, Yu H, et al. A fast local reconstruction algorithm by selective backprojection for low-dose in dental computed tomography[J]. *ArXiv Preprint*, 2013,1311:4659.
- [104] Hao J, Li L, Zhang L, et al. Projection weighting reconstruction method for CBCT system with an off-center detector[J]. *Journal of Tsinghua University*, 2013(2):145-149.
- [105] Kachelriess M, Watzke O, Kalender W A. Generalized multi-dimensional adaptive filtering for conventional and spiral single-slice, multi-slice, and cone-beam CT[J]. *Medical Physics*, 2001,28(4):475-490.
- [106] Rust G F, Aurich V, Reiser M. Noise/dose reduction and image improvements in screening virtual colonoscopy with tube currents of 20 mAs with nonlinear Gaussian filter chains[C]//*Medical Imaging 2002, International Society for Optics and Photonics*. San Diego, USA:[s. n.],2002:186-197.
- [107] Loubele M, Jacobs R, Maes F, et al. Radiation dose vs. image quality for low-dose CT protocols of the head for maxillofacial surgery and oral implant planning[J]. *Radiation Protection Dosimetry*, 2005,117(1-3):211-216.
- [108] Zhong J, Ning R, Conover D. Image denoising based on multiscale singularity detection for cone beam CT breast imaging [J]. *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, 2004,23(6):696-703.
- [109] Chen Y, Chen W, Yin X, et al. Improving low-dose abdominal CT images by weighted intensity averaging over large-scale neighborhoods[J]. *European Journal of Radiology*, 2011,80(2):e42-e49.
- [110] Chen Y, Yang Z, Hu Y, et al. Thoracic low-dose CT image processing using an artifact suppressed large-scale nonlocal means[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2012,57(9):2667.
- [111] Ma J, Huang J, Feng Q, et al. Low-dose computed tomography image restoration using previous normal-dose scan[J]. *Medical Physics*, 2011,38(10):5713-5731.
- [112] Chen Y, Yin X, Shi L, et al. Improving abdomen tumor low-dose CT images using a fast dictionary learning based processing[J]. *Physics in Medicine and Biology*, 2013,58(16):5803.
- [113] Chen Y, Yu F, Luo L, et al. Improving abdomen tumor low-dose CT images using dictionary learning based patch processing and unsharp filtering[C]//*Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2013 35th Annual International Conference of the IEEE*. [S. l. ]:IEEE, 2013:4014-4017.

作者简介:罗立民(1956-),男,教授,研究方向:图像重建、图像分析、医学物理,E-mail:luo.list@seu.edu.cn;胡轶宁(1981-),男,讲师,研究方向:图像重建、模式识别、图像处理;陈阳(1979-),男,讲师,研究方向:图像分割、压缩感知、图像重建。

