



4DCT成像与重建方法综述

严振尧, 高河伟, 张丽

A Review of 4DCT Imaging and Reconstruction Methods

YAN Zhenyao, GAO Hewei, and ZHANG Li

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.15953/j.ctta.2023.102>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于ASD-POCS框架的高阶TpV图像重建算法

High Order TpV Image Reconstruction Algorithms Based on ASD-POCS Framework

CT理论与应用研究. 2021, 30(3): 279-289

CT解析重建方法进展: 从圆轨迹扫描到多源直线扫描成像

Progress on Analytical CT Reconstruction Methods: From Circular Trajectory Scanning to Multi-source Linear Trajectory Scanning Imaging

CT理论与应用研究. 2021, 30(2): 263-277

代数重建法物理模型超声波图像重建

Algebraic Reconstruction Method Physical Model Ultrasonic Image Reconstruction

CT理论与应用研究. 2019, 28(3): 311-321

iDose4迭代重建在AIDS合并PJP患者胸部低剂量CT扫描中的应用研究

Application of iDose4 Iterative Reconstruction on Low Dose CT Scanning in AIDS Patients with PJP

CT理论与应用研究. 2020, 29(2): 195-202

基于KARL 3D迭代重建算法双低检查技术在支气管动脉成像中的临床价值

Clinical Value of Double Low Examination Technique Based on KARL 3D Iterative Reconstruction Algorithm in Bronchial Artery Imaging

CT理论与应用研究. 2021, 30(6): 753-760

基于特征学习的低剂量CT成像算法研究进展

Research Progress of Low Dose CT Imaging Based on Feature Learning

CT理论与应用研究. 2019, 28(3): 393-406



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

严振峣, 高河伟, 张丽. 4DCT 成像与重建方法综述[J]. CT 理论与应用研究(中英文), 2024, 33(2): 243-262. DOI:10.15953/j.ctta.2023.102.

YAN Z Y, GAO H W, ZHANG L. A Review of 4DCT Imaging and Reconstruction Methods[J]. CT Theory and Applications, 2024, 33(2): 243-262. DOI:10.15953/j.ctta.2023.102. (in Chinese).

4DCT 成像与重建方法综述

严振峣, 高河伟, 张丽[✉]

清华大学工程物理系, 北京 100084

摘要: 本文概述过去 20 多年四维 CT (4DCT) 相关成像技术的发展, 对 4DCT 的概念、扫描模式以及重建算法做了比较详细的介绍。文章归纳总结 4DCT 的 5 大类重建算法, 评估各类算法的优势、劣势和关键技术问题, 并对主要文献中的重建方法进行统计分析, 拟展示目前 4DCT 重建算法的研究方向和未来的发展趋势。

关键词: 4DCT; 重建算法; 发展趋势

DOI:10.15953/j.ctta.2023.102 中图分类号: O 242; TP 391.41 文献标识码: A

自 1971 年计算机断层扫描 (computed tomography, CT) 问世以来, 实现对活体运动器官的动态成像一直是该领域的最大梦想之一。由于它在三维 (3D) 图像的基础上能够生成带有时间维度的信息^[1], 因此这一概念被称为四维 CT (4-dimensional CT, 4DCT)。本文回顾 4DCT 从提出到应用的发展历程, 整理归纳近 20 多年关于 4DCT 成像以及重建算法的文献, 对各种重建方式的研究进展进行概述, 并展望未来的发展方向。

1 4DCT 概述

很多文献对 4DCT 这个概念给出了不同的定义和称谓, 例如“动态 CT” (dynamic CT)^[2], 或者“时间分辨 CT” (time-resolved CT)^[3], 在本文中将其统称为“4DCT”。一个比较全面的定义指出, 4DCT 是将时间因素纳入 CT 扫描图像的三维重建过程, 从而生成动态的三维 CT 图像^[4]。

4DCT 这一概念的提出源于人体内器官运动对 3DCT 成像和放疗计划的干扰。传统的 3DCT 成像假设被扫描的物体在扫描过程中保持静止。然而, 患者的器官运动会引起明显的伪影, 尤其是在胸腹部结构的 CT 成像中^[5-7]。运动伪影在外观上与病变相似, 导致 CT 对解剖结构的成像能力下降, 可能使得目标体积或其他感兴趣区域的位置、形状和体积信息出现错误^[8]。4DCT 将物体的运动过程划分为离散的相位, 在每个相位内物体被认为是静止的。在每个相位对应的时间范围内, 4DCT 扫描采集足够多的投影数据, 以重建完整的动态过程。

医学 CT 中的运动伪影主要来源于呼吸、心脏和胃肠运动^[9], 其中呼吸运动最为常见, 最容易处理, 也是当前 4DCT 算法主要应对的运动情形。一些研究在 3DCT 领域进行了消除呼吸伪影的尝试, 包括患者固定、屏气和主动呼吸控制 (ABC) 等技术^[9], 并已在临床实践中应用。与 3DCT 改进技术相比, 4D 成像具有显著优势, 它不仅减少了运动伪影, 还能够将肿瘤和器官的运动信息编码在 4D 投影图像上集中^[10], 且能克服屏气等技术的局限性^[11]。建立在 4DCT 基础上的 4D 放疗技术能够在成像、计划和放射治疗过程中准确地考虑解剖结构的瞬态变化^[12]。目前, 4DCT 技术已经不再局限于解决呼吸运动的范畴。

从 CT 技术自身的发展过程来看, 4DCT 是 CT 技术在维度扩展方面的自然延伸。CT 技术从最早的

收稿日期: 2023-04-30。

基金项目: 国家自然科学基金 (融合动态能与个性化建模的冠状动脉容积成像方法与关键技术 (62031020))。

一维逐点扫描开始,发展到二维平面内的重建,再到从“标准”2D 断层扫描中得到的 3DCT 重建^[13]。随着时间的推移,CT 技术必然会在越来越丰富的维度上实现精确的重建。此外,本文提到的一些动态成像方法也存在于核磁共振成像(nuclear magnetic resonance imaging, MRI)、正电子发射型计算机断层显像(positron emission computed tomography, PET)以及单光子发射计算机断层成像术(single-photon emission computed tomography, SPECT)等医学影像技术中^[9]。

2 4DCT 扫描模式与成像方法

4DCT 的扫描模式是随着 CT 硬件的发展而不断演进的,早期的 4DCT 在硬件上与传统的 3DCT 并没有本质的区别^[14]。受到探测器条件的限制,早期的 4DCT 多采用螺旋扫描采集模式(helical data acquisition)^[15-17]或者多轴向圆轨道采集模式(multiple axial cine acquisition)^[18-19]。

螺旋计算机断层扫描(CT)最早是由 Kalender 等^[20]于 1990 年在单层 CT(single slice CT, SSCT)扫描仪上提出的,它允许探测器在工作台移动时获取数据。在此之前,CT 数据都是在轴向圆轨道模式下获得的,在数据采集过程中工作台是静止的。虽然单层扫描仪成功获取了反映呼吸运动的胸部 4DCT 图像^[15],但这些研究认为,目前用单层技术获取 4D 图像存在时空局限性。螺旋单层 CT 的探测器覆盖范围有限,且机架旋转速度较慢(每转超过 1s),因此不适用于临床 4DCT 成像。直到 1998 年引入多层螺旋 CT(multi-slice CT, MSCT),基于螺旋轨道扫描的 4DCT 成像才变得可行。多层 CT 扫描仪的探测器覆盖面积较大(轴向超过 1cm),每次 CT 旋转可以产生 4 片以上 2.5mm 厚度的图像,且扫描速度比单层螺旋 CT 快 3~6 倍。与 MSCT 的发展几乎同样重要的是实现了 0.5s 或更短的机架旋转时间,这使得冠状动脉的 CT 成像成为可能。而 4D 圆轨道扫描利用 CT 扫描仪上已有的圆轨道扫描功能,可以在同一切片位置多次扫描。为了应对呼吸运动,多轴向圆轨道扫描必须在每个位置获取至少一个呼吸周期时间内的投影数据^[21]。

螺旋扫描采集和多轴向圆轨道采集模式都面临低时间分辨率和各向异性空间分辨率的问题。由于在轴向移动缓慢或需要多次扫描,不同轴向切面之间的时间间隔较大。由于轴向视野较窄,探测器层数有限,轴向的空间分辨率也较低。这两个问题相互影响,特别是在在不规律运动周期,会进一步削减成像质量。因此,相关文献通常探讨如何增强层间分辨率,以趋近层内分辨率^[22-27]。相比之下,螺旋轨道 4DCT 的主要优点是扫描速度更快,缺点是剂量效率较低,且切片灵敏度剖面较大。圆轨道 4DCT 的主要优点在于轴向覆盖范围大和 100% 的剂量效率。因为它可以识别不规则呼吸周期的位置,在处理不规则呼吸周期时优于螺旋 4DCT,并且可以在重复短扫描时将剂量保持在最低水平^[28]。

二维平板探测器技术的进步促成了四维锥束 CT(CBCT)的发展^[2]。为适应动态成像,该探测器在时间分辨率与低对比度检测性上需与当前 CT 探测器相当,并保持相似的宽动态范围及高速数据采集能力^[2]。近年来,大多数 4DCT 算法都是在圆轨道锥束或多层探测器螺旋扫描模式下实现的。

3 4DCT 重建算法

本章节将按照不同的重建思路介绍各类 4DCT 重建算法。同时,在类别之间以及类别内部,尽量按照技术发展演化的脉络展开。

3.1 基于对扫描数据重新分类的重建方法

基于对扫描数据重新分类的 4DCT 重建方法最早被提出,也是最成熟且最早投入商用的 4DCT 算法。这种方法主要被用来应对呼吸运动,其定义为:在扫描患者的同时获取运动信号。完成投影数据采集后,根据采集时的运动阶段,将投影数据分类到各个相位下的投影数据集,并单独重建各相位的图像^[10]。以心脏动态成像为例,图 1 展示了心脏扫描成像的动态过程。扫描完成后,根据心电图门控信号,将相同信号阶段对应的 CT 扫描角度范围内的投影数据用于该阶段心脏的重建。

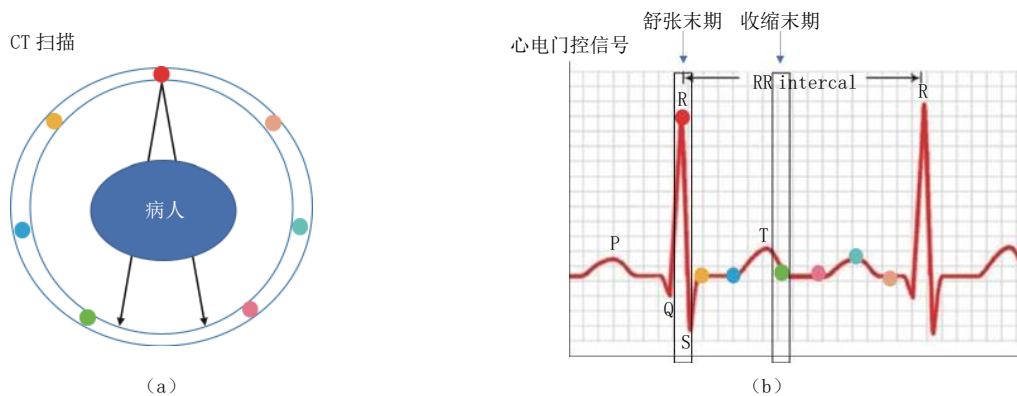


图 1 心脏 4DCT 成像过程示意图

Fig.1 Cardiac 4DCT imaging process

该算法需要对投影数据进行重排, 有时候也被称为排序算法或者重排算法。这是最为基础的 4DCT 重建方法, 其涉及到的许多概念对后续提出的方法起到了奠基性的作用并被沿用。为了区别本方法和后续的改进方法, 本节仅介绍在各个相位下基于投影数据独立进行重建的重新分类方法。尽管不同的扫描方式之间存在差异, 但都可以通过过度采样和排序过程来描述^[29]。

3.1.1 运动信息的分类与获取方式

要对投影数据重新分类, 关键在于准确地获取灵敏的运动信号, 以记录每个投影对应的相位, 并确保获取的扫描数据集对整个运动过程是完备的。运动信息是一个能反映器官的运动状态的指标, 它可以通过外部仪器测量得到, 也可以从投影图像中提取。

(1) 外信号的获取

研究者通常使用外部代理设备来反映呼吸运动的相位, 包括: ① 光学跟踪方法, 使用放置在胸部或腹部(或同时放置在两处)的红外激光反射器^[16]; ② 使用呼吸计来测量潮汐通气量^[18]; ③ 使用压力传感器推测解剖容积变化^[30]; ④ 使用环绕在腹部的腰带检测体积变化^[31]; ⑤ 使用能测量吸入和呼出空气温度变化的鼻温度计或恒温器^[32]; ⑥ 使用放置在皮肤表面可以在投影数据中显示轨迹的标记物^[33]。对心脏运动的跟踪一般通过心电图门控或心电图的方法来获得^[34-35]。

(2) 内信号的读取

研究表明, 从人体表面获取的运动信号与内部运动的相关性较低^[18]。单一腹部标记物检测到的呼吸运动无法准确代表胸部运动或高度复杂的三维肿瘤运动^[36], 尤其是在呼吸不规则时^[37]。因此, 许多研究试图从投影数据中直接提取呼吸相位。例如, 利用横膈膜在投影中的位置^[31, 38-39]; 利用不依赖具体器官的感兴趣点的运动轨迹^[40]、基于运动配准模型^[29]、基于流形学习算法^[31]; 利用呼吸信号间的空间相关性^[37], 从投影图中读出胸腹组织或肺组织的体积变化^[41]; 利用二维图像间的归一化互相关指标^[36]; 利用肺部的 CT 值均值^[42]等。这些方法都可以有效地将投影数据分配到各个相位, 无需外部测量设备, 并且通常能更准确地描述运动状态。

3.1.2 重建算法的不同模态

一般而言, 重新分类投影数据的 4DCT 重建方法有两种主要模式, 即前瞻性 4DCT (prospectively 4DCT) 和回顾性 4DCT (retrospective 4DCT)。在前瞻性 4DCT 中, CT 扫描仪在患者达到运动周期的特定相位时被运动信号触发, 从而采集特定相位的静态投影数据。回顾性 4DCT 在扫描过程中, 外部运动信号与投影数据同步采集, 利用这一信号对投影数据进行呼吸相位标记, 并将同一相位的投影数据整合成同一个投影数据集^[9]中。由于回顾性 4DCT 能捕捉完整的运动周期及相应相位的投影数据(不局限于单个时间片段), 克服了前瞻性 4DCT 的时间限制, 因此也被认为更接近真实的 4DCT 扫描。

可以看出, 前瞻性 4DCT 仅依赖外部信号作为门控, 因此其重建方法应与 3DCT 类似。而回顾性 4DCT 则可以从投影数据中提取运动信息, 最终生成一系列无运动伪影的 3D 图像^[32]。从历史研究来

看,使用回顾性方法构建完整的 4D 图像比使用前瞻性方法更有效^[43]。前瞻性 4DCT 也有其优势,首先其给人体带来的剂量更低^[44];其次,通过对外源信号的精确门控,可以跳过不稳定的呼吸运动周期进行重复扫描,在维持低剂量的同时提高了成像精度^[45-46]。

3.1.3 基于不同运动信息的重建方法

目前,回顾性 4DCT 往往基于相位^[16]或者强度(amplitude)^[18]对投影数据进行分类整合。“相位”在此处指的是呼吸周期的特定部分,例如吸气末期。基于相位的排列方法是采用预设的固定循环内某个相位的投影数据图像重建。由于呼吸运动的不规则性,在遇到振幅可变的呼吸周期时,因各器官在吸气和呼气阶段位置的变化而导致重建图像模糊。基于振幅的排列方法则使用指定振幅区间内的投影数据进行图像重建,由于可以结合更多的改进措施(例如使用相对最大振幅的百分比进行排序),更容易检测到异常运动状态^[47],其获得的重建效果通常好于基于相位的重建方法效果^[30]。

特别是对肺癌患者而言,研究发现按照呼吸振幅进行分类优于按照呼吸相位进行分类^[48]。但根据区间大小和位置的不同,基于振幅的排列方法可用的投影数量和角度分布会有所改变。此外,这种方法并未考虑呼吸相位的滞后效应^[49]。它仍然容易受到呼吸振幅波动引起的运动伪影的影响,而且无法覆盖整个运动范围^[50]。

3.1.4 问题与改进

早期的 4DCT 技术存在一些缺陷。一方面,由于 4DCT 需要获取更多的投影数据,带来了患者剂量、CT 管散热和数据管理等方面的问题^[51],这是因为早期的方法将 4DCT 重建问题简化为独立的 3DCT 重建问题处理。然而,考虑到器官运动的连续性和平滑性,4DCT 图像在各个相位下并不是相互独立的。考虑这种时间相关性可以改进 4DCT 的重建方法,并降低所需投影数目^[52]。

受到机架旋转速度和平板成像仪的帧率限制,在一次机架旋转中获得的锥束投影总数是有限的,通常约为 600 个投影。经过呼吸相分选后,每个相位的重建通常只能使用少于 100 个锥束投影^[53]。因此,在后面的章节中,展示的 4DCT 重建方法通常呈现为具有连续性约束的稀疏视角重建问题,或是有限角重建问题。

另一方面,呼吸运动的不规律,特别是呼吸周期间幅度的变化,使得获得高质量的 4DCT 结果非常困难^[51]。目前商用 4DCT 重建结果仍然因为呼吸的不规律而产生伪影^[54],这是因为呼吸的不规律影响了运动信息的获取和投影数据的分类过程。针对这个问题,许多进阶算法在基于相位和振幅分类的基础上,进一步整合了投影数据的内部信息。例如,一些方法利用预重建结果划分感兴趣区域,仅在明显受运动影响的范围内进行 4DCT 重建^[55];一些方法利用相邻相位图像之间的相似性测度改进了基于相位的排序算法^[56];一些方法采用贝叶斯模型框架,以保持螺旋 CT 按相位排序后解剖特征的时空平滑性^[57];一些方法主动跳过不规律的呼吸周期,并重新扫描下一个周期的对应阶段^[45];还有一种智能化的方法被称为 i4DCT,它基于对患者学习和在线分析流程,以智能化方式制定扫描和排序策略^[54, 58-59]。

3.2 基于对动态伪影去除和修复的重建方法

伪影指的是在图像上呈现出原本被扫描物体中不存在的各种形态的影像,它是重建算法试图协调冲突数据的产物^[60]。由于对运动过程的把握不够精确,运动伪影也可能存在。即使是理想的呼吸运动(如正弦波),在 4DCT 重建结果中也会存在相位内残余运动造成的伪影^[61]。本章所介绍的方法是通过剔除成像结果中的伪影来提高成像质量。近期的研究详细介绍了动态伪影的来源、成因以及不同运动形式的伪影的形态^[62]。在图 2 中,参照该文的方法,对不同运动形式的简单球体在全扫描(fullscan)和半扫描(halfscan)条件下产生的不同形态的伪影进行了仿真,可以看出,伪影的成因复杂多样,难以直接从重建的伪影中还原出原始图像及其运动状态。

为了消除呼吸运动伪影,一些研究人员尝试直接在投影域(sinogram 空间)中检测和校正呼吸

运动的影响^[63]。这种方法假设在被扫描的物体中存在一些特殊点, 尽管它们的位置通常是未知的, 但由于它们的高密度, 在投影域会留下可识别的痕迹, 这些点可以是自然存在的, 也可以是人工引入的标记物^[64-66]。通过比较标定点在正弦图中实际运动轨迹与理想正弦曲线之间的差异, 可以模拟整个物体的运动并获得经过运动修正的正弦图。这种方法通常需要人工标定, 而且在三维物体的投影中获得运动估计非常困难, 近年来鲜有相关研究。另外, 还有研究人员使用可变形图像配准算法对不同肺容量对应的 3D 图像进行插值, 以平滑 4D 图像中的伪影^[67]。可变形图像配准算法在后文介绍的运动补偿重建算法中也会用到。

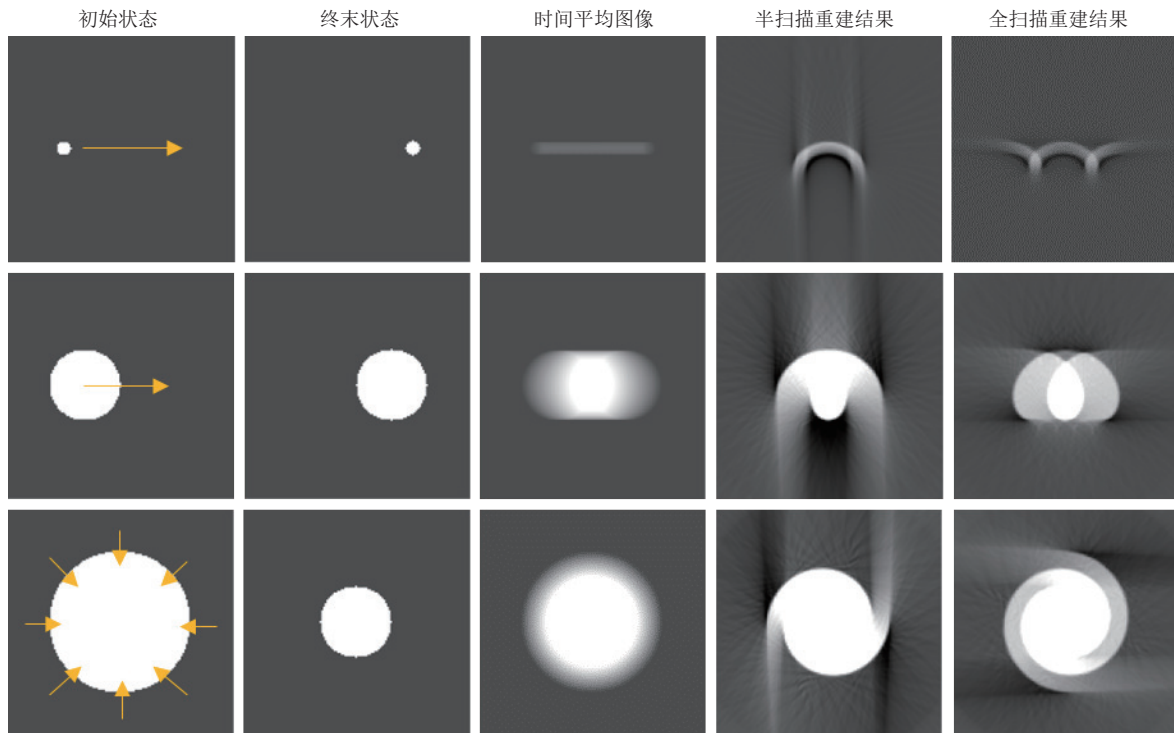


图 2 CT 运动伪影特征可以通过 3 个简单的动态对象

Fig. 2 CT motion artifact feature illustrated by three simple dynamic objects

为了消除条纹状的稀疏视角伪影, 一些研究人员尝试估算已存在的伪影结构, 并从重建结果中减去^[53]。首先, 使用所有相位的投影数据创建一个先验图像, 该图像包含混合的运动信息但不含条纹状伪影。如果被扫描的物体仅存在局部微小的运动, 其静态结构将被正确重建。接下来, 对该先验图像应用同一投影-重建算法。由于重建过程的病态性, 所得结果会出现相似的条纹状伪影, 可通过差分去除原有重建结果中的伪影。MKB 算法 (McKinnon-Bates algorithm)^[68-69] 是该类方法中最著名的, 已经成为 4DCT 研究中常用的对照方法^[70-71], 该算法对带有条纹伪影的重建结果作前向投影, 将得到的结果与真实的投影值差分, 再进行反投影, 以消除由伪影引起的干扰。MKB 算法可以消除静态组织的条纹伪影, 但会引入更多噪声, 并且由于数据截断和噪声等原因, 可能受到低信噪比和其他伪影的影响^[69]。此外, MBK 算法的时间分辨率可能不如标准 4DCT 算法^[55]。因此, 有人在 MKB 算法的基础上补充了截断校正^[69], 也有人针对其可能产生虚影 (ghosting artifacts) 的特点, 提出了一种建立在器官分割基础上的改进算法, 再加上用于噪声抑制和边缘保留的后处理 4D 双边滤波器^[72]。还有一部分研究基于共轭位置有限角的重建结果 (partial angle reconstructed images, PAR) 做图像配准, 在配准的结果上进行插值和拼接, 用得到的运动场来消除运动伪影^[73]。

总体来说, 这类算法原理简单, 计算量小, 但是改善效果有限, 并且无法提供比原算法更优的时间分辨率。

3.3 基于可变形图像配准的运动补偿重建方法

所谓运动补偿重建,是指利用运动模型来描述不同相位的 3D 图像之间的关系,以便使用其他相位下的投影数据来弥补本相位下投影数据的不足,从而实现完备的重建。这种方法的核心是可变形图像配准(deformable image registration, DIR),即在不同相位的图像之间建立像素级别的映射关系,下文将简称为“配准”。

3.3.1 运动模型获取方式

位移向量场(displacement vector fields, DVF)描述了通过图像配准得到的像素级对应关系,即运动过程。在重建问题中,我们不能直接在不同相位的真实值之间进行配准。因此,获得 DVF 有多种不同的思路。

(1) 从计划 CT 中获取运动模型

计划 CT(planning CT)是指在进行 4DCT 扫描的实际扫描日之前的某个计划日对同一患者进行高精度的 CT 扫描,为放疗计划师提供了一个 3D 的患者解剖模型乃至运动模型。假设患者的运动模式在计划日和实际扫描日之间没有发生变化,可以利用计划 CT 的结果结合扫描日当天的扫描数据得到 DVF,并将其应用到扫描日的 4DCT 重建中^[74-76]。然而,计划 CT 方法存在一些局限性。首先,它在实际扫描前需进行额外的扫描,增加了辐射剂量;其次,患者在计划日与实际扫描日的体位和运动状态可能存在差异,这意味着两次获得的位移向量场可能不甚相似,从而可能影响重建的质量。

(2) 从初步重建中获取运动模型

利用 3DCT 方法可以获得每个相位的初步重建结果,但由于数据不充分,这些结果通常会受到严重的伪影干扰。在对初步重建结果进行配准时,常常会受到伪影的干扰,得到的不是真实解剖结构的运动变化^[77]。为了减轻伪影对配准的干扰,可以使用 MKB 算法^[78]或利用全变分最小化约束(total variation minimization)^[79]做初步重建,这样得到的用于配准的初步结果中伪影较少^[78]。另外,有研究者在配准算法中引入伪影模型,以相同方式重建没有运动影响的模型得到另一组 4DCT 序列,并对这两组序列进行配准,从而区分伪影干扰和真实运动^[77]。主成分分析方法在空间分辨率较低的情况下也能较好地提取出主要的运动成分^[80]。此外,如果该方法获得的 DVF 不够精确,可以将其作为更精确的配准方法的初始值^[79]。

(3) 利用参考相与初步重建结果获取运动模型

与方法 2 类似,还有一种方法建立在参考相位与各个重建相位之间^[81-83]。参考相位图像可以来自之前的计划 4DCT 中没有伪影的静态图像^[84],也可以是类似于呼气末端这样运动速度较慢、几乎没有动态伪影的相位的预重建结果^[85]。将参考相位与各个重建相位进行配准再作拼接和插值,可以获得各个相位之间的 DVF。这种方法可以减少伪影的干扰,提高了配准的准确性和可靠性。

(4) 利用参考相位与投影数据获取运动模型

为了求解 DVF,可以将其作用于参考相位的图像上,使其变形后的前向投影值与投影真值之间的差最小化^[86]。由于图像域和投影域之间无法直接进行配准,通常需要使用参考相位与初步重建结果之间的配准结果作为初始 DVF,再进行迭代优化^[79]。不过,这一优化问题在某些情况下可能是非凸的,这意味着它不总是能迅速收敛至期望的结果,需要采用恰当的优化算法和策略来增强配准的精确性与收敛性。

(5) 从投影数据获取运动模型

因为无法在投影域进行配准,从投影数据中直接获取运动轨迹是一项相对困难的任务。为了解决这个问题,可以采用类似上一章所介绍的方法,使用外部标记物进行运动估计。一种常见的方法是在人体表面附着直径为 1~2mm 的小珠子,并通过在正弦图空间中生成的高亮轨迹来进行跟踪。通过计算这些轨迹之间的运动场,可以对重建结果中每个体素的位置进行校正^[87]。

(6) 相间插值获取运动模型

这是一种较早采用的获取运动场的技术。初期的方法主要针对呼吸运动,选择吸气和呼气的末端这两个较为稳定的相位作为基准,接着对这两个相位的配准结果进行插值,来预测其他相位的运动场并生成对应的图像^[29,88]。这种方法的参数较少,对于具有单向性和较好的线性性质的呼吸运动是有效的。然而,对于心脏这样复杂的运动情况,两个端点相位之间的线性插值很难描述中间的运动状态。因此,对于更复杂的运动模式,需要采用更先进的方法来准确地估计运动场。

(7) 预设运动模型与投影数据匹配

此方法需基于某些假设来设计运动模型,并预设特定参数。通过参数的微调,可以改变运动的具体状态,实现对其控制。以血管造影为例,通过对冠状动脉树的运动建模,能够利用少数参数描述冠脉的运动^[89],这样就可以仅依靠 2~3 个锥束投影实现重建^[90-91]。在著名的 SMEIR 系列算法中^[86,92-93],利用有限元分析和生物力学建模可以尽可能准确地估计运动场。鉴于所选的建模方法缺少真值依据,这类算法常常需要基于模型重新构建代价函数。

3.3.2 配准算法

目前已经有许多成熟的在图像域进行配准的方法,例如 B 样条曲线方法(B-spline)^[94]、光流法(optical flow)^[95]、Demons 算法^[96]以及自由变形算法^[97]等方法。这些方法可以直接在两个图像之间进行配准,并得到稠密的向量场。有时候也可以用间接法获得稠密的运动场,例如插值方法。这种方法通常先获取数量较少且分布稀疏的关键点的运动轨迹,然后利用关键点的运动向量和位置插值生成稠密的运动场。通常考虑易于识别且具有一定几何特征的点作为关键点。在插值方法中,除了常见的三线性插值外,还有一些结合了生物组织弹性特性的插值方法,如薄板样条插值法(thin-plate splines, TPS)^[98-100]和弹性体样条插值法(elastic body spline, EBS)^[101]。这样得到的稠密运动场能够更加贴合生物体本身的力学特性。此外,研究者也经常用主成分分析法对配准得到的运动场进行主成分提取^[102],以剔除噪声和配准错误,降低整个运动场的维度并减少伪影^[103]。

3.3.3 补偿重建方法

研究证明,某些运动场(对应于对象的时变仿射变换)导致的投影数据变化等价于使用一个静止物体的具有不同顶点的投影路径。因此,补偿这些运动场带来的影响是可行的^[104]。与 3DCT 类似,4DCT 也有解析和代数两种补偿重建方法。

(1) 解析方法

与 3DCT 一样,4DCT 解析重建方法主要基于滤波反投影算法。然而,针对运动情况,4DCT 对反投影的方式作了一些修正。目前主要有以下几种修正方法。

首先是指定像素的反投影方法(pixel-specific back-projection, PSBP),它在重建每个像素时考虑其所处相位运动变形后的位置与投影数据的对应关系。PSBP 算法是一种启发式方法,目前尚未能证明一个像素的修正不会受到邻近像素伪影的影响,因此,在 PSBP 中假设局部修正是有效的。先前的实验证据似乎证实了这个假设^[105]。另一种方法是先对各个相位进行分别的卷积反投影,然后将反投影结果根据运动变换后的权重进行叠加^[78]。还有一种方法是修改反投影的路径,根据运动场扭曲后的轨迹进行反投影^[75]。这些方法都是基于运动校正的反投影算法^[74]。

另外一类方法可以被称为运动加权反投影算法,它利用运动配准的结果来衡量每个像素受运动影响的程度,并以此确定它们在反投影时的权重。例如,有研究者首先对与呼吸相关的 CBCT 投影进行插值,生成额外的投影用于重建,然后对重建结果进行配准以估计局部运动,接下来,对重建的结果进行配准以预测局部的运动。然后,利用原始非插值投影,按照反投影的标准方法生成三维 CBCT 图像;基于局部运动的幅度,为每个体素分配权重。最终,将 3D FDK CBCT 图像与插值得到的 4D CBCT 图像结合,形成完整的 4D 图像^[106]。

解析法的优势在于计算量较小,一旦完成运动配准,无需额外的优化步骤。它的缺点在于对配准结果的依赖性较高,需要具备高质量的 DVF 才能实现高质量的 4DCT 重建。

(2) 代数方法

需要指出的是, 这里的代数方法指的是将运动模型融入重建过程的迭代重建方法。关于只在正则项中涉及到运动的迭代重建方法, 将在 3.4 节中具体介绍。

与解析方法类似, 迭代方法中也可以利用运动幅度来决定像素的运动权重^[107]。例如, 在通用掩模引导图像重建 (common-mask guided image reconstruction, c-MGIR) 算法中, 未知的 CBCT 体积在数学上被建模为相位相关的运动向量和相位无关的静态向量的组合。通用掩模矩阵将所有相位图像中的公共静态部分与每个相位图像中可能的运动部分分离开来, 然后迭代求解两个子最小化问题, 交替更新待重建体积的运动部分和静态部分^[108]。还有一种使用空间和时间正则化的运动感知重建 (motion-aware reconstruction using spatial and temporal regularization, MA-ROOSTER) 算法^[109-110], 利用对 4D 计划 CT 做配准得到的结果^[111], 使得时间正则化沿着弯曲的轨迹进行。

有的代数方法将运动场与投影矩阵的变化联系起来。在已知运动场的情况下, 一种方法是将待重建物体的三维网格格点扭曲变形, 再计算变形后的平行四边形的面积或射线在扭曲之后的体积经过的实际路径长度, 以得到新的投影矩阵^[112-113]。另一种方法是将运动场对图像的扭曲变形表示为矩阵形式, 并与投影矩阵相乘, 将动态重建问题化归到静态的 3D 代数问题^[114-116]。还有一种方法将参考相位和变形场的重建描述为最大后验估计问题, 并利用变分方法进行优化^[117]。

迭代重建算法的劣势是计算量大且耗时长。然而, 迭代算法具有较高的鲁棒性, 因为它不需要初始图像或运动场有很高的精确度, 而是可以通过交替优化它们来逼近真实值^[114, 118-120]。当然, 迭代算法的收敛性和优化计算方案仍需要进行更多的研究和论证。

(3) 其他方法

除了常见的解析和代数重建方法, 还存在其他的运动补偿重建思路。其中一种方案是通过对计划 CT、静息重建图像或参考相位图像施加运动场进行重建^[79, 121-124]。对于这类方法而言, 配准不再是手段, 而是目的; 重建对象也不再是图像, 而是变形场本身。这种方法面临着一些限制, 包括参考图像质量和 DVF 估算精度的要求, 并且可能受到不同相位图像之间像素不一一对应的干扰。另一种方法是利用运动场和参考相位来拟合其他相位, 对每个相位进行插值以补齐投影数据, 最后基于完整的投影数据进行重建^[125]。还有一种方法则不再基于体素数据进行重建, 而是使用球对称基函数的有序子集极大似然方法进行重建^[99]。还可以利用计划日的完备 4DCT 数据集与治疗日的 3DCT 数据集进行运动匹配, 从而实现 4DCT 重建^[76]。

运动补偿算法相比于排序算法的确需要更高的计算量, 因为它涉及到变形计算、运动场与图像域的匹配以及重建等复杂步骤。在运动补偿算法中, 可能存在运动场和图像错配以及变形场不准确等问题。这些问题可能会引入额外的错误信息到重建过程中^[126]。

3.4 基于先验信息的正则化约束重建方法

所谓先验信息指的是在进行重建之前已经了解到的与被重建对象相关, 并且可以应用到重建中的信息。本章节重点介绍了一类 4DCT 迭代重建算法, 它利用先验信息作为正则项来约束重建过程。这些先验信息可以包括对被重建物体运动符合生物力学规律的假设以及建模。引入先验信息作为约束可以显著改善重建质量。

所谓正则化, 就是在数据保真项之外对损失函数额外引入的限制条件。带正则项的迭代重建方法一般具有以下形式:

$$\min_{\mathbf{X}} R(\mathbf{X}), \text{ subject to } \mathbf{A}\mathbf{X} = \mathbf{Y}, \quad (1)$$

其中, \mathbf{X} 表示要重建的图像的动态序列, \mathbf{Y} 是收集到的投影数据, $R(\mathbf{X})$ 就是正则项函数, \mathbf{A} 是 4DCT 的系统矩阵^[127]。对于 3DCT 重建, 正则项通常仅包含对空间结构信息的约束。接下来, 我们将介绍在 4DCT 中应用的不同类型的正则项。这些方法都基于不同相位图像之间的运动连续性和结构相似性,

并采用不同的数学方法实现。

3.4.1 TV 范数

在 3DCT 重建中, 使用 TV (total variation) 范数的目的是在迭代过程中保持图像的光滑性, 以消除可能的伪影。类似地, 在 4DCT 中, 可以将 TV 范数的定义扩展到时间维度, 利用相邻时间相位上图像变化较小的特性, 在估计投影数据与真实数据的误差在指定容差范围内且像素值非负的约束下, 使图像的总变差, 即 TV 范数最小化^[128]。例如, 自适应最陡下降算法 (adaptive steepest descent-projections onto convex sets, ASD-POCS) 采用凸集投影 (POCS) 约束, 并通过自适应步长的最陡下降方法来实现 TV 范数的最小化^[129]。这种方法非常直观, 其先验知识基于被测信号在空间和时间方向上的稀疏变化, 与全变差的定义相吻合。

TV 范数可以是各向同性的^[129], 也可以是各向异性的^[130], 不同维度上的约束在范数函数中发挥不同的作用, 以适应不同的物体形态和运动模式。此外, TV 范数还存在更复杂的形态, 如广义 TV^[131]、分数阶 TV^[132]、自适应权重 TV^[133-134] 等等。

3.4.2 TF 范数

另一种值得介绍的方法是张量框架 (tensor framelet, TF) 方法, 它是 TV 范数的高阶推广形式^[135-136]。在 4DCT 中, 由于采样不足的限制, 可以采用时空张量框架 (spatiotemporal tensor framelet, STF) 正则化方法, 利用患者解剖结构在 4D 图像中的时空相干性。

STF 方法通过多基稀疏变换的多层次方式, 有效考虑呼吸过程中患者解剖结构的高度相关和冗余特征, 相比单纯使用 TV 范数, 可以获得更好的效果^[137]。与传统的小波变换相比, 分段线性张量框架不仅包含低通平均值和一阶导数, 还包括二阶导数。因此, 张量框架是全变分和高阶导数小波的推广, 能更准确地表征 4D 图像的平滑性和稀疏性, 对内存和计算资源的要求也较低。

3.4.3 非局部约束

此外, 还有一种非局部方法的时间正则化 (temporal non-local regularization), 它通过对时间非局部均值 (temporal non-local means, TNLN) 进行约束, 可以基于极低采样频率的 X 射线投影同时重建所有阶段的 4DCT 图像^[52, 138-139]。相比局部约束方法, 非局部方法在考虑像素的邻域关系时更加全局化, 能够捕捉更大尺度的运动相关性。

在非局部方法中, 像素值与其相邻像素进行比较, 并通过加权非局部变换矩阵进行图像正则化。该变换矩阵反映了不同区域的相似性, 并应用于其他区域或图像中^[127]。非局部方法已经在基于压缩感知的 CBCT 重建中得到了应用, 研究表明相比于 TV 最小化约束, 非局部总变差最小化在噪声效应上具有更强的鲁棒性^[140]。最近的研究进一步探索了从更远的相位中提取所需信息的方法, 并利用图像的冗余和时空稀疏性建立了一套更高效的检索和加权机制。相比传统的时空非局部正则化方法, 这些方法可以获得更高的重建图像分辨率和对比度, 并显著降低计算量^[141]。

3.4.4 低秩约束

低秩约束将 4D 物体视为一个 (3D) 图像的时间集合, 并将其表示成矩阵形式。在这种方法中, 行维表示空间, 列维表示时间。这种矩阵被视作低秩矩阵和稀疏矩阵的混合, 以探索空间结构在不同相位之间的最大时间相干性^[142]。其中, 低秩矩阵是相对于“背景”或参考状态, 它在时间上稳定或具有相似的结构; 稀疏矩阵代表“运动”或时变成分, 如心脏运动在心脏成像中的表示, 它要么本身就是稀疏的数据, 要么可以稀疏化。

在优化过程中, 可以将时空张量分解为低秩静态部分和稀疏动态部分, 分别^[143-144]或者同时^[145-146]优化。由于求秩的优化是一个非凸问题, 常常使用核范数的最小化来近似^[147]。

3.4.5 先验图像约束

前面介绍的方法大多是对被重建对象本身的约束, 而现在要引入先验图像作为额外信息。这个

先验图像通常是某一帧下的静态图像或者各个相位下投影一起重建的混合相位图像,它具有与被重建对象相似的静态结构。先验图像参与约束的方式与前面描述的几种约束方法有关,其中最简单且最著名的方法是 PICCS (prior image-constrained compressed sensing) 系列算法^[3,148-151],该算法的核心原理是在迭代过程中同时对重建图像本身和它的各个相位与先验图像之间的差异施加 TV 约束,以在保持图像平滑性的同时满足运动成分的稀疏要求。实验证明,在有限视角和稀疏视角条件下, PICCS 算法能够较好地重建。然而,当运动幅度较大时,与先验图像的差异可能无法使重建对象变得更稀疏,因此 PICCS 算法的效果会受到限制。其他基于先验图像的 TV 约束方法也与 PICCS 的思路相似^[152-153]。

除了 TV 约束外,先验图像还可以跟低秩约束结合起来,例如 SMART-RECON (synchronized multiartifact reduction with tomographic) 系列算法^[154-158]和先验约束低秩模型^[159]。SMART-RECON 针对的是 4DCT 导致的各个相位下不满足 Tuy 数据充分性条件^[160]的有限角问题,认为数字体模可以分解为一组基向量的线性组合,且先验图像可以分解为各相位下真值图像的线性组合,那么只要对加入先验图像(作为一列)的四维矩阵张量做核范数约束即可保证重建结果的低秩特性。

3.4.6 小结

除了上述方法,还有其他约束方法可供选择。例如, SFR (sparse frequency regularization) 方法利用傅里叶变换对重建结果在频域进行稀疏约束^[161],基于字典学习的参数约束方法^[162-163],利用 L_p 范数 ($0 \leq p < 1$) 的稀疏特性(相比于 L_1 范数更接近 L_0 范数)的方法^[164],对像素分组计算时间稀疏性的方法^[165-166]以及 Kalman 卷积方法^[167]等等。

总体而言,由于正则项是迭代重建的一部分,这些 4DCT 重建方法都面临着迭代方法的一些共有的缺点,如计算量大和收敛速度慢。许多复杂约束形式的求导过程也会增加计算的复杂性,进一步降低重建速度。此外,许多约束项涉及复杂的权重系数,它们的取值依赖于个体经验和手动调整。

3.5 基于深度学习的重建方法

近年来,不少研究者将神经网络应用到 4DCT 重建的领域。目前,神经网络主要起到以下几种作用。

(1) 去噪。将卷积神经网络 (CNN) 与传统 CT 重建方法相结合,可以 4DCT 重建中的计算机视觉问题。研究发现,使用 CNN 可以有效减少重建过程中的噪声和伪影,提高图像质量^[168]。另外,一些研究使用残差密集网络 (residual dense network, RDN) 学习稀疏视图伪时间平均 CBCT 图像与全视图重建获得的相应时间平均 CBCT 图像之间的关系,以去除条纹伪影并增强成像质量^[169]。还有研究开发了残差 CNN 来消除基于 FDK 的欠采样 CT 中的条纹伪影^[170]。有的研究则探索了 GoogLeNet 在去除基于 FDK 的欠采样 CT 中条纹伪影方面的有效性^[171]。

(2) 配准。深度学习在图像配准方面已经得到广泛的应用。根据一篇 2020 年的综述文章,现有的应用可以分为 7 类:基于强化学习的方法、基于深度相似度的方法、有监督转换预测、无监督转换预测、基于生成对抗网络的配准、使用深度学习进行标定验证的方法以及其他基于学习的方法^[172]。此外,还有一种基于 patch 的卷积神经网络方法,用于直接估计患者 4DCT 或 4D CBCT 相位之间的变形场,该方法使用由两个相位的 patch 对组成的输入,输出对应的变形场。这些 patch 对的中心点均匀采样于整个肺部,并且 patch 的大小能够覆盖呼吸运动的范围^[173]。除了直接用于配准,还有研究者使用卷积神经网络来优化已经得到的 DVFs,例如, SMEIR 系列算法采用 U-Net 网络替代了传统的生物力学建模和有限元分析,优化初始 DVFs 来改进配准结果^[174]。此外,利用隐式神经表达的配准方法近年来也受到了越来越多的关注^[175]。

(3) 重建。在 2020 年,研究人员设计了一种基于隐式神经表达 (implicit neural representation, INR) 和参数化运动场扭曲的重建方法,用于在快速变形场景下进行有限视角的 4DCT 重建。这是一种新颖且无需训练数据的 4DCT 重建方法,特别适用于有限视角的情况^[176]。在 2021 年的一篇文献中,研究人员提出了一种双编码器卷积神经网络 (dual-encoder convolutional neural network, DeCNN)

来实现平均图像约束下的 4D CBCT 重建, 该算法使用两个并行编码器从欠采样的目标相位图像和平均图像中提取特征, 然后将特征连接并输入解码器进行高质量的目标相位图像重建^[177]。此外, 有研究者利用 CycleGAN 的深度学习方法来原因提高高速重建的质量和辐射组重现性, 从混合迭代重建算法中生成基于模型的迭代重建 4DCT 图像^[178]。还有研究人员提出了可变形卷积网络的概念, 使用可偏移的卷积核来学习各个相位下图像的深层次特征, 并进行综合重建^[179]。

(4) 运动伪影校正。一些研究利用深度学习方法来原因去除 CT 重建图像中的运动伪影, 以实现高时间分辨率的精准重建。由于缺乏真实数据, 相关研究通常基于合成模型的仿真和训练。特别是对于冠脉重建, 可以假设其运动仅分布在轴向平面内且形态较简单, 这样有利于建模和学习。在这类研究中, 既可以直接从伪影里学习真实图像^[180], 也可以从运动伪影中提取出运动参数, 并在人工选择的中心点周围的有限区域进行局部运动补偿, 实现伪影修复^[181]。

(5) 插值。为了有效地、高质量地插值 4D 动态图像序列, 研究人员提出了 4D 动态医学图像插值网络 (spatiotemporal volumetric interpolation network, STVIN)。这些方法应用到动态医学图像上面临着一些挑战。与自然场景视频相比, 医学图像体积序列的时间采样较低, 还有着非平凡的变形和视觉差异, 这让问题变得复杂。实验证明, STVIN 在 4D 动态医学图像插值任务中表现出色, 能够有效提高图像质量, 相较于传统技术更有效^[182]。

3.6 总结

在 4DCT 重建领域, 各种方法之间并没有明确的边界, 许多方法介于不同种类之间或者融合了两种方法的特点。例如, 自适应相位相关 (autoadaptive phase correlation, AAPC) 方法使用基于光流法的运动估计和配准, 但这仅用于根据运动配准结果计算每个投影像素的权重, 从而自适应地进行相位分类, 提高 4D 投影的利用率^[126]。类似地, 在另一篇文献中, 作者使用基于内部运动配准的呼吸指数对 4DCT 切片进行迭代排序^[29]。还有一种相位-振幅重采样方法, 通过优化运动配准结果来减少运动模糊^[183]。许多运动模型的获取也是建立在传统的按相位分类重建算法的结果之上的, 深度学习也为各种方法的研究提供了新的思路。在 4DCT 重建的许多环节中, 神经网络都能发挥作用。

关于各种方法的优劣, 一些研究在相同的重建条件下对算法效果进行了比较^[71, 184]。目前, 除了重排方法已经在临床上取得了商业应用外, 其他方法仍处于设计和验证阶段。我们期待未来能有更多算法投入临床应用, 并获得更多数据以供研究。

4 4DCT 算法研究现状与未来发展预期

我们一共阅读了二百篇左右与 4DCT 关系密切的文献, 从这些文献的所属类别和发表年份的分布, 可明显发现不同研究方法间的热度变迁, 为我们洞察各方法的研究趋势提供了线索。

在 2000 至 2022 年这 22 年间, 按相位重新分类的算法作为最古老也最成熟的方法, 一共有 36 篇文献, 主要集中在 2010 年之前, 2015 年之后的文献基本是在现有商业方法上的改进。基于动态伪影去除和修复的重建方法共有 16 篇相关文献, 在这段时间内分布较均匀, 但一直不是 4DCT 重建算法的主流研究方向。基于运动场的重建方法和基于先验信息约束的方法是近 10 年来的主流研究方向, 分别有 56 篇和 42 篇文献, 目前仍在持续发展。基于神经网络的重建算法起步较晚, 但随着神经网络研究的兴起, 近年来有了爆发式的发展, 本文共引用了 15 篇与之相关的文献。

无论采用哪种方法, 我们认为未来的 4DCT 算法应具备几个特点。首先, 具有高时空分辨率。每帧重建结果的空间分辨率应与一般静态 3DCT 的重建结果相当, 时间分辨率则应满足几乎没有动态伪影的要求; 其次, 对人体剂量应降低至普通 3DCT 水平, 这要求算法在高度降采样的成像条件下能充分利用运动物体的内在关联性, 此外, 算法的计算量不应明显超过 3DCT; 最后, 算法应具有高智能性和鲁棒性, 能够适应不同的运动模态和噪声水平。

从现状来看, 更深入地应用卷积神经网络、设计更合理稳定的运动模型、使用数学基础更牢固

的正则化函数, 或者引入更多样的扫描数据信息(如能谱和散射信息)等, 都有助于进一步接近 4DCT 发展的目标。我们期待看到更多先进的 4DCT 算法的出现。

参考文献

- [1] ROBB R A. The dynamic spatial reconstructor: An X-ray video fluoroscopic CT scanner for dynamic volume imaging of moving organs[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1982, 1(1): 22–33. DOI:10.1109/TMI.1982.4307545.
- [2] ENDO M, TSUNOO T, KANDATSU S, et al. Four-dimensional computed tomography (4DCT): Concepts and preliminary development[J]. *Radiation Medicine*, 2003, 21(1): 17–22.
- [3] CHEN G H, THERIAULT-LAUZIER P, TANG J, et al. Time-resolved interventional cardiac C-arm cone-beam CT: An application of the PICCS algorithm[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, 31(4): 907–923.
- [4] ICHIKAWA T, KUMAZAKI T. 4D-CT: A new development in three-dimensional hepatic computed tomography[J]. *Journal of Nippon Medical School*, 2000, 67(1): 24–27. DOI:10.1272/jnms.67.24.
- [5] SHEPP L A, HILAL S K, SCHULZ R A. The tuning fork artifact in computerized tomography[J]. *Computer Graphics and Image Processing*, 1979, 10(3): 246–255. DOI:10.1016/0146-664X(79)90004-2.
- [6] MAYO J R, MÜLLER N L, HENKELMAN R M. The double-fissure sign: A motion artifact on thin-section CT scans[J]. *Radiology*, 1987, 165(2): 580–581. DOI:10.1148/radiology.165.2.3659392.
- [7] RITCHIE C J, HSIEH J, GARD M F, et al. Predictive respiratory gating: A new method to reduce motion artifacts on CT scans[J]. *Radiology*, 1994, 190(3): 847–852. DOI:10.1148/radiology.190.3.8115638.
- [8] CRAWFORD C R, KING K F, RITCHIE C J, et al. Respiratory compensation in projection imaging using magnification and displacement model[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1996, 15(3): 327–332. DOI:10.1109/42.500141.
- [9] MOORREES J, BEZAK E. Four dimensional CT imaging: A review of current technologies and modalities[J]. *Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine*, 2012, 35(1): 9–23.
- [10] KEALL P. 4-dimensional computed tomography imaging and treatment planning[J]. *Seminars in Radiation Oncology*, 2003, 14(1): 81–90.
- [11] MAH D, HANLEY J, ROSENZWEIG K E, et al. Technical aspects of the deep inspiration breath-holding technique in the treatment of thoracic cancer[J]. *International Journal of Radiation Oncology, Biology, Physics*, 2000, 48(4): 1175–1185. DOI:10.1016/S0360-3016(00)00747-1.
- [12] KEALL P J, CHEN G T Y, JOSHI S, et al. Time-the fourth dimension in radiotherapy (ASTRO Panel discussion)[J]. *International Journal of Radiation Oncology, Biology, Physics*, 2003, 57(S2): S8–S9.
- [13] FENSTER A, DOWNEY D B, CARDINAL H. Three-dimensional ultrasound imaging[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2001, 46(5): R67.
- [14] ENDO M, MORI S, TSUNOO T, et al. Development and performance evaluation of the first model of 4DCT-scanner[C]//IEEE. 2002 IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record, Norfolk, VA, USA, 2002, 3: 1824–1828.
- [15] FORD E C, MAGERAS G S, YORKE E, et al. Respiration - correlated spiral CT: A method of measuring respiratory - induced anatomic motion for radiation treatment planning[J]. *Medical Physics*, 2003, 30(1): 88–97. DOI:10.1118/1.1531177.
- [16] VEDAM S S, KEALL P J, KINI V R, et al. Acquiring a four-dimensional computed tomography dataset using an external respiratory signal[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2002, 48(1): 45.
- [17] KEALL P J, STARKSCHALL G, SHUKLA H E E, et al. Acquiring 4D thoracic CT scans using a multislice helical method[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2004, 49(10): 2053.
- [18] LOW D A, NYSTROM M, KALININ E, et al. A method for the reconstruction of four-dimensional synchronized CT scans acquired during free breathing[J]. *Medical Physics*, 2003, 30(6): 1254–1263. DOI:10.1118/1.1576230.
- [19] PAN T, LEE T Y, RIETZEL E, et al. 4D-CT imaging of a volume influenced by respiratory motion on multislice CT[J]. *Medical Physics*, 2004, 31(2): 333–340. DOI:10.1118/1.1639993.
- [20] KALENDER W A, SEISSLER W, KLOTZ E, et al. Spiral volumetric CT with single-breath-hold technique, continuous transport, and continuous scanner rotation[J]. *Radiology*, 1990, 176(1): 181–183. DOI:10.1148/radiology.176.1.2353088.
- [21] PAN T. Helical 4DCT and comparison with cine 4DCT[J]. *4D Modeling and Estimation of Respiratory Motion for Radiation Therapy*, 2013: 25–41.
- [22] WU X, XIAO S, ZHANG Y. Registration-based super-resolution reconstruction for lung 4D-CT[C]//IEEE.

- 2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Chicago, IL, USA, 2014: 2444-2447.
- [23] ZHANG Y, WU X, YANG W, et al. Super-resolution reconstruction for 4D computed tomography of the lung via the projections onto convex sets approach[J]. *Medical Physics*, 2014, 41(11): 111917. DOI:10.1118/1.4899185.
- [24] WANG T, CAO L, YANG W, et al. Adaptive patch-based POCS approach for super-resolution reconstruction of 4D-CT lung data[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2015, 60(15): 5939.
- [25] ZHANG Y, WU G, YAP P T, et al. Hierarchical patch-based sparse representation: A new approach for resolution enhancement of 4D-CT lung data[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2012, 31(11): 1993-2005. DOI:10.1109/TMI.2012.2202245.
- [26] LIU H, LIN Y, IBRAGIMOV B, et al. Low-dose 4D-CT super-resolution reconstruction via inter-plane motion estimation based on optical flow[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2020, 62: 102085. DOI:10.1016/j.bspc.2020.102085.
- [27] ZHANG Y, WU G, YAP P T, et al. Reconstruction of super-resolution lung 4D-CT using patch-based sparse representation[C]//IEEE. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence, RI, USA, 2012: 925-931.
- [28] PAN T. Comparison of helical and cine acquisitions for 4D-CT imaging with multi-slice CT[J]. *Medical Physics*, 2005, 32(2): 627-634. DOI:10.1118/1.1855013.
- [29] ZENG R, FESSLER J A, BALTER J M, et al. Iterative sorting for 4DCT images based on internal anatomy motion[C]//IEEE. 2007 4th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro, Arlington, VA, USA, 2007: 744-747.
- [30] WINK N M, PANKNIN C, SOLBERG T D. Phase versus amplitude sorting of 4D-CT data[J]. *Journal of Applied Clinical Medical Physics*, 2006, 7(1): 77-85.
- [31] GEORG M, SOUVENIR R, HOPE A, et al. Manifold learning for 4DCT reconstruction of the lung[C]//IEEE. 2008 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, Anchorage, AK, USA, 2008: 1-8.
- [32] LI G, CITRIN D, CAMPHAUSEN K, et al. Advances in 4D medical imaging and 4D radiation therapy[J]. *Technology in Cancer Research & Treatment*, 2008, 7(1): 67-81.
- [33] BERLINGER K, SAUER O, VENCES L, et al. A simple method for labeling CT images with respiratory states[J]. *Medical Physics*, 2006, 33(9): 3144-3148. DOI:10.1118/1.2229420.
- [34] KACHELRIEB M, ULZHEIMER S, KALENDER W A. ECG-correlated image reconstruction from subsecond multi-slice spiral CT scans of the heart[J]. *Medical Physics*, 2000, 27(8): 1881-1902. DOI:10.1118/1.1286552.
- [35] SCHIEVANO S, CAPELLI C, YOUNG C, et al. Four-dimensional computed tomography: A method of assessing right ventricular outflow tract and pulmonary artery deformations throughout the cardiac cycle[J]. *European Radiology*, 2011, 21: 36-45. DOI:10.1007/s00330-010-1913-5.
- [36] CARNES G, GAEDE S, YU E, et al. A fully automated non-external marker 4D-CT sorting algorithm using a serial cine scanning protocol[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2009, 54(7): 2049.
- [37] LI R, LEWIS J H, CERVINO L I, et al. 4DCT sorting based on patient internal anatomy[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2009, 54(15): 4821.
- [38] LU J, GUERRERO T M, MUNRO P, et al. Four-dimensional cone-beam CT with adaptive gantry rotation and adaptive data sampling[J]. *Medical Physics*, 2007, 34(9): 3520-3529. DOI:10.1118/1.2767145.
- [39] ZIJP L, SONKE J J, van HERK M. Extraction of the respiratory signal from sequential thorax cone-beam X-ray images[C]//International Conference on the Use of Computers in Radiation Therapy, 2004: 507-509.
- [40] RIT S, SARRUT D, GINESTET C. Respiratory signal extraction for 4DCT imaging of the thorax from cone-beam CT projections[C]//Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention (MICCAI 2005): 8th International Conference, Palm Springs, CA, USA, October 26-29, 2005, Proceedings, Part I 8. Springer Berlin Heidelberg, 2005: 556-563.
- [41] ZHANG S X, ZHOU L H, YU H, et al. 4D-CT reconstruction based on body volume change[C]//World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, 2009, Munich, Germany: Vol. 25/1 Radiation Oncology. Springer Berlin Heidelberg, 2009: 569-572.
- [42] ZHANG S, ZHOU L, LIN S, et al. 4D-CT reconstruction based on pulmonary average CT values[J]. *Bio-Medical Materials and Engineering*, 2014, 24(1): 85-94. DOI:10.3233/BME-130787.
- [43] HUGO G D, ROSU M. Advances in 4D radiation therapy for managing respiration: Part I—4D imaging[J]. *Zeitschrift für Medizinische Physik*, 2012, 22(4): 258-271.

- [44] COOPER B J, O'BRIEN R T, BALIK S, et al. Respiratory triggered 4D cone-beam computed tomography: A novel method to reduce imaging dose[J]. *Medical Physics*, 2013, 40(4): 041901. DOI:10.1118/1.4793724.
- [45] PAN T, MARTIN R M, LUO D. New prospective 4D-CT for mitigating the effects of irregular respiratory motion[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2017, 62(15): N350.
- [46] PAN T, SUN X, LUO D. Improvement of the cine-CT based 4D-CT imaging[J]. *Medical Physics*, 2007, 34(11): 4499-4503. DOI:10.1118/1.2794225.
- [47] KEALL P J, VEDAM S S, GEORGE R, et al. Respiratory regularity gated 4DCT acquisition: Concepts and proof of principle[J]. *Australasian Physics & Engineering Sciences in Medicine*, 2007, 30: 211-220.
- [48] LU W, PARIKH P J, HUBENSCHMIDT J P, et al. A comparison between amplitude sorting and phase-angle sorting using external respiratory measurement for 4DCT[J]. *Medical Physics*, 2006, 33(8): 2964-2974. DOI:10.1118/1.2219772.
- [49] DIETRICH L, JETTER S, TÜCKING T, et al. Linac-integrated 4D cone beam CT: First experimental results[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2006, 51(11): 2939.
- [50] LI H, NOEL C, GARCIA-RAMIREZ J, et al. Clinical evaluations of an amplitude-based binning algorithm for 4DCT reconstruction in radiation therapy[J]. *Medical Physics*, 2012, 39(2): 922-932. DOI:10.1118/1.3679015.
- [51] RIETZEL E, PAN T, CHEN G T Y. Four-dimensional computed tomography: Image formation and clinical protocol[J]. *Medical Physics*, 2005, 32(4): 874-889. DOI:10.1118/1.1869852.
- [52] JIA X, LOU Y, DONG B, et al. 4D computed tomography reconstruction from few-projection data via temporal non-local regularization[C]//*Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention (MICCAI 2010): 13th International Conference, Beijing, China, 2010, Proceedings, Part I 13*. Springer Berlin Heidelberg, 2010: 143-150.
- [53] LENG S, ZAMBELLI J, TOLAKANAHALLI R, et al. Streaking artifacts reduction in four-dimensional cone-beam computed tomography[J]. *Medical Physics*, 2008, 35(10): 4649-4659. DOI:10.1118/1.2977736.
- [54] WERNER R, SENTKER T, MADESTA F, et al. Intelligent 4DCT sequence scanning (i4DCT): Concept and performance evaluation[J]. *Medical Physics*, 2019, 46(8): 3462-3474. DOI:10.1002/mp.13632.
- [55] AHMAD M, BALTER P, PAN T. Four-dimensional volume-of-interest reconstruction for cone-beam computed tomography: Guided radiation therapy[J]. *Medical Physics*, 2011, 38(10): 5646-5656. DOI:10.1118/1.3634058.
- [56] 张书旭, 周凌宏, 徐海荣, 等. 基于相邻图像最相似原理的 4D-CT 图像重建研究[J]. *中国医学物理学杂志*, 2009, 26(5): 1409-1414.
ZHANG S X, ZHOU L H, XU H R, et al. Four-dimensional computerized tomography (4D-CT) reconstruction based on the most similarity principle of spatial adjacent images[J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2009, 26(5): 1409-1414. (in Chinese).
- [57] HE T, XUE Z, NITSCH P L, et al. Helical mode lung 4D-CT reconstruction using Bayesian model[C]//*Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI 2013): 16th International Conference, Nagoya, Japan, 2013, Proceedings, Part III 16*. Springer Berlin Heidelberg, 2013: 33-40.
- [58] WERNER R, SZKITSAK J, SENTKER T, et al. Comparison of intelligent 4DCT sequence scanning and conventional spiral 4DCT: A first comprehensive phantom study[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2021, 66(1): 015004.
- [59] WERNER R, SENTKER T, MADESTA F, et al. Intelligent 4DCT sequence scanning (i4DCT): First scanner prototype implementation and phantom measurements of automated breathing signal-guided 4DCT[J]. *Medical Physics*, 2020, 47(6): 2408-2412. DOI:10.1002/mp.14106.
- [60] GAI N, AXEL L. Correction of motion artifacts in linogram and projection reconstruction MRI using geometry and consistency constraints[J]. *Medical Physics*, 1996, 23(2): 251-262. DOI:10.1118/1.597713.
- [61] WATKINS W T, LI R, LEWIS J, et al. Patient-specific motion artifacts in 4DCT[J]. *Medical Physics*, 2010, 37(6 Part 1): 2855-2861.
- [62] PACK J D, MANOHAR A, RAMANI S, et al. Four-dimensional computed tomography of the left ventricle, Part I: Motion artifact reduction[J]. *Medical Physics*, 2022, 49(7): 4404-4418. DOI:10.1002/mp.15709.
- [63] LU W, MACKIE T R. Tomographic motion detection and correction directly in sinogram space[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2002, 47(8): 1267.
- [64] LI S, PELIZZARI C A, CHEN G T Y. Unfolding patient motion with biplane radiographs[J]. *Medical Physics*, 1994, 21(9): 1427-1433. DOI:10.1118/1.597188.
- [65] BALTER J M, LAM K L, SANDLER H M, et al. Automated localization of the prostate at the time of treatment using implanted radiopaque markers: Technical feasibility[J]. *International Journal of*

- Radiation Oncology, Biology and Physics*, 1995, 33(5): 1281–1286. DOI:10.1016/0360-3016(95)02083-7.
- [66] CROOK J M, RAYMOND Y, SALHANI D, et al. Prostate motion during standard radiotherapy as assessed by fiducial markers[J]. *Radiotherapy and Oncology*, 1995, 37(1): 35–42. DOI:10.1016/0167-8140(95)01613-L.
- [67] EL NAQA I, LOW D A, DEASY J O, et al. Automated breathing motion tracking for 4D computed tomography[C]//2003 IEEE Nuclear Science Symposium. Conference Record (IEEE Cat. No. 03CH37515). IEEE, 2003, 5: 3219–3222.
- [68] MCKINNON G C, BATES R H T. Towards imaging the beating heart usefully with a conventional CT scanner[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1981(2): 123–127.
- [69] ZHENG Z, SUN M, PAVKOVICH J, et al. Fast 4D cone-beam reconstruction using the McKinnon-Bates algorithm with truncation correction and nonlinear filtering[C]//Medical Imaging 2011: Physics of Medical Imaging. SPIE, 2011, 7961: 817–824.
- [70] BERGNER F, BERKUS T, OELHAFEN M, et al. An investigation of 4D cone-beam CT algorithms for slowly rotating scanners[J]. *Medical Physics*, 2010, 37(9): 5044–5053. DOI:10.1118/1.3480986.
- [71] QI Z, CHEN G H. Performance studies of four-dimensional cone-beam computed tomography[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2011, 56(20): 6709.
- [72] STAR-LACK J, SUN M, OELHAFEN M, et al. A modified McKinnon-Bates (MKB) algorithm for improved 4D cone-beam computed tomography (CBCT) of the lung[J]. *Medical Physics*, 2018, 45(8): 3783–3799. DOI:10.1002/mp.13034.
- [73] KIM S, CHANG Y, RA J B. Cardiac motion correction based on partial angle reconstructed images in X-ray CT[J]. *Medical Physics*, 2015, 42(5): 2560–2571. DOI:10.1118/1.4918580.
- [74] LI T, SCHREIBMANN E, YANG Y, et al. Motion correction for improved target localization with on-board cone-beam computed tomography[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2005, 51(2): 253.
- [75] RIT S, WOLTHAUS J, van HERK M, et al. On-the-fly motion-compensated cone-beam CT using an a priori motion model[C]//Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention (MICCAI 2008): 11th International Conference, New York, NY, USA, 2008, Proceedings, Part I 11. Springer Berlin Heidelberg, 2008: 729–736.
- [76] WU G, WANG Q, LIAN J, et al. Reconstruction of 4D-CT from a single free-breathing 3D-CT by spatial-temporal image registration[C]//Information Processing in Medical Imaging: Proceedings of the Conference. NIH Public Access 2011, 22: 686.
- [77] BREHM M, PAYSAN P, OELHAFEN M, et al. Artifact-resistant motion estimation with a patient-specific artifact model for motion-compensated cone-beam CT[J]. *Medical Physics*, 2013, 40(10): 101913. DOI:10.1118/1.4820537.
- [78] BREHM M, BERKUS T, OELHAFEN M, et al. Motion-compensated 4D cone-beam computed tomography[C]//2011 IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record. IEEE, 2011: 3986–3993.
- [79] WANG J, GU X. High-quality four-dimensional cone-beam CT by deforming prior images[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2012, 58(2): 231.
- [80] CHRISTOFFERSEN C P V, HANSEN D, POULSEN P, et al. Registration-based reconstruction of four-dimensional cone beam computed tomography[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2013, 32(11): 2064–2077. DOI:10.1109/TMI.2013.2272882.
- [81] MCCLELLAND J R, BLACKALL J M, TARTE S, et al. A continuous 4D motion model from multiple respiratory cycles for use in lung radiotherapy[J]. *Medical Physics*, 2006, 33(9): 3348–3358. DOI:10.1118/1.2222079.
- [82] RIBLETT M J, CHRISTENSEN G E, WEISS E, et al. Data-driven respiratory motion compensation for four-dimensional cone-beam computed tomography (4D-CBCT) using groupwise deformable registration[J]. *Medical Physics*, 2018, 45(10): 4471–4482. DOI:10.1002/mp.13133.
- [83] LI R, JIA X, LEWIS J H, et al. Real-time volumetric image reconstruction and 3D tumor localization based on a single X-ray projection image for lung cancer radiotherapy[J]. *Medical Physics*, 2010; 37(6 Part 1): 2822–2826.
- [84] LI T, KOONG A, XING L. Enhanced 4D cone-beam CT with inter-phase motion model[J]. *Medical Physics*, 2007, 34(9): 3688–3695. DOI:10.1118/1.2767144.
- [85] YANG D, LU W, LOW D A, et al. 4D-CT motion estimation using deformable image registration and 5D respiratory motion modeling[J]. *Medical Physics*, 2008, 35(10): 4577–4590. DOI:10.1118/1.2977828.
- [86] HUANG X, ZHANG Y, WANG J. A biomechanical modeling-guided simultaneous motion estimation and image reconstruction technique (SMEIR-Bio) for 4D-CBCT reconstruction[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2018, 63(4): 045002.
- [87] SCHÄFER D, BERTRAM M, CONRADS N, et al. Motion compensation for cone-beam CT based on 4D motion

- field of sinogram tracked markers[C]//International Congress Series. Elsevier, 2004, 1268: 189-194.
- [88] SARRUT D, BOLDEA V, MIGUET S, et al. Simulation of four-dimensional CT images from deformable registration between inhale and exhale breath-hold CT scans[J]. *Medical Physics*, 2006, 33(3): 605-617. DOI:10.1118/1.2161409.
- [89] HAHN J, BRUDER H, ROHKOHL C, et al. Motion compensation in the region of the coronary arteries based on partial-angle reconstruction from short-scan CT data[J]. *Medical Physics*, 2017, 44(11): 5795-5813. DOI:10.1002/mp.12514.
- [90] BLONDEL C, VAILLANT R, MALANDAIN G, et al. 3D tomographic reconstruction of coronary arteries using a precomputed 4D motion field[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2004, 49(11): 2197.
- [91] BLONDEL C, MALANDAIN G, VAILLANT R, et al. Reconstruction of coronary arteries from a single rotational X-ray projection sequence[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(5): 653-663. DOI:10.1109/TMI.2006.873224.
- [92] ZHANG Y, TEHRANI J N, WANG J. A biomechanical modeling guided CBCT estimation technique[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 36(2): 641-652.
- [93] ZHONG Z, GU X, MAO W, et al. 4D cone-beam CT reconstruction using multiorgan meshes for sliding motion modeling[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2016, 61(3): 996.
- [94] RUECKERT D, SONODA L I, HAYES C, et al. Nonrigid registration using free-form deformations: Application to breast MR images[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, 18(8): 712-721. DOI:10.1109/42.796284.
- [95] HORN B K P, SCHUNCK B G. Determining optical flow[J]. *Artificial Intelligence*, 1981, 17(1/3): 185-203. DOI:10.1016/0004-3702(81)90024-2.
- [96] THIRION J P. Image matching as a diffusion process: An analogy with Maxwell's demons[J]. *Medical Image Analysis*, 1998, 2(3): 243-260. DOI:10.1016/S1361-8415(98)80022-4.
- [97] CRUM W R, HARTKENS T, HILL D L G. Non-rigid image registration: Theory and practice[J]. *The British Journal of Radiology*, 2004, 77(S2): S140-S153. DOI:10.1259/bjr/25329214.
- [98] BOOKSTEIN F L. Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(6): 567-585. DOI:10.1109/34.24792.
- [99] ISOLA A A, ZIEGLER A, SCHÄFER D, et al. Motion compensated iterative reconstruction of a region of interest in cardiac cone-beam CT[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2010, 34(2): 149-159. DOI:10.1016/j.compmedimag.2009.08.004.
- [100] MÜLLER K, SCHWEMMER C, HORNEGGER J, et al. Evaluation of interpolation methods for surface-based motion compensated tomographic reconstruction for cardiac angiographic C-arm data[J]. *Medical Physics*, 2013, 40(3): 031107. DOI:10.1118/1.4789593.
- [101] DAVIS M H, KHOTANZAD A, FLAMIG D P, et al. A physics-based coordinate transformation for 3-D image matching[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1997, 16(3): 317-328. DOI:10.1109/42.585766.
- [102] STAUB D, DOCEF A, BROCK R S, et al. 4D Cone-beam CT reconstruction using a motion model based on principal component analysis[J]. *Medical Physics*, 2011, 38(12): 6697-6709. DOI:10.1118/1.3662895.
- [103] 邵光普. 基于主成分分析减少 4DCT 图像伪影算法研究[D]. 济南: 山东师范大学, 2020.
- [104] DESBAT L, ROUX S, GRANGEAT P, et al. Exact fan-beam compensated reconstruction formula for time-dependent affine deformations[C]//Fully Three Dimensional Reconstruction in Radiology and Nuclear Medicine, Saint Malo, France, 2003.
- [105] RITCHIE C J, CRAWFORD C R, GODWIN J D, et al. Correction of computed tomography motion artifacts using pixel-specific back-projection[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1996, 15(3): 333-342. DOI:10.1109/42.500142.
- [106] ZHANG H, KRUIS M, SONKE J J. Directional sinogram interpolation for motion weighted 4D cone-beam CT reconstruction[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2017, 62(6): 2254.
- [107] MARTIN R, AHMAD M, HUGO G, et al. Iterative volume of interest based 4D cone beam CT[J]. *Medical Physics*, 2017, 44(12): 6515-6528. DOI:10.1002/mp.12575.
- [108] PARK J C, ZHANG H, CHEN Y, et al. Common-mask-guided image reconstruction (c-MGIR) for enhanced 4D cone-beam computed tomography[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2015, 60(23): 9157.
- [109] MORY C, JANSSENS G, RIT S. Motion-aware temporal regularization for improved 4D cone-beam computed tomography[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2016, 61(18): 6856.
- [110] DEN OTTER L A, CHEN K, JANSSENS G, et al. 4D cone-beam CT reconstruction from sparse: View CBCT data for daily motion assessment in pencil beam scanned proton therapy (PBS-PT)[J]. *Medical Physics*, 2020, 47(12): 6381-6387. DOI:10.1002/mp.14521.

- [111] VANDEMEULEBROUCKE J, BERNARD O, RIT S, et al. Automated segmentation of a motion mask to preserve sliding motion in deformable registration of thoracic CT[J]. *Medical Physics*, 2012, 39(2): 1006–1015. DOI:10.1118/1.3679009.
- [112] PACK J D, NOO F. Dynamic computed tomography with known motion field[C]//Medical imaging 2004: Image Processing. SPIE, 2004, 5370: 2097–2104.
- [113] RIT S, SARRUT D, DESBAT L. Comparison of analytic and algebraic methods for motion-compensated cone-beam CT reconstruction of the thorax[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2009, 28(10): 1513–1525. DOI:10.1109/TMI.2008.2008962.
- [114] WANG J, GU X. Simultaneous motion estimation and image reconstruction (SMEIR) for 4D cone-beam CT[J]. *Medical Physics*, 2013, 40(10): 101912. DOI:10.1118/1.4821099.
- [115] Van NIEUWENHOVE V, de BEENHOUWER J, VLASSENBRÖECK J, et al. MoVIT: A tomographic reconstruction framework for 4D-CT[J]. *Optics Express*, 2017, 25(16): 19236–19250. DOI:10.1364/OE.25.019236.
- [116] de Schryver T, Dierick M, Heyndrickx M, et al. Motion-compensated micro-CT reconstruction for in-situ analysis of dynamic processes[J]. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 7655. DOI:10.1038/s41598-018-25916-5.
- [117] HINKLE J, SZEGEDI M, WANG B, et al. 4DCT image reconstruction with diffeomorphic motion model[J]. *Medical Image Analysis*, 2012, 16(6): 1307–1316. DOI:10.1016/j.media.2012.05.013.
- [118] YAN H, ZHEN X, FOLKERTS M, et al. A hybrid reconstruction algorithm for fast and accurate 4D cone-beam CT imaging[J]. *Medical Physics*, 2014, 41(7): 071903. DOI:10.1118/1.4881326.
- [119] McCLELLAND J R, MODAT M, ARRIDGE S, et al. A generalized framework unifying image registration and respiratory motion models and incorporating image reconstruction, for partial image data or full images[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2017, 62(11): 4273.
- [120] DANG H, WANG A S, SUSSMAN M S, et al. dPIRPLE: A joint estimation framework for deformable registration and penalized-likelihood CT image reconstruction using prior images[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2014, 59(17): 4799.
- [121] WU G, LIAN J, SHEN D. Improving image: Guided radiation therapy of lung cancer by reconstructing 4D-CT from a single free-breathing 3D-CT on the treatment day[J]. *Medical Physics*, 2012, 39(12): 7694–7709. DOI:10.1118/1.4768226.
- [122] REED A W, KIM H, ANIRUDH R, et al. Dynamic CT reconstruction from limited views with implicit neural representations and parametric motion fields[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 2258–2268.
- [123] ZHANG Y, YIN F F, SEGARS W P, et al. A technique for estimating 4D-CBCT using prior knowledge and limited-angle projections[J]. *Medical Physics*, 2013, 40(12): 121701. DOI:10.1118/1.4825097.
- [124] ZHANG Y, YANG J, ZHANG L, et al. Digital reconstruction of high-quality daily 4D cone-beam CT images using prior knowledge of anatomy and respiratory motion[J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2015, 40: 30–38. DOI:10.1016/j.compmedimag.2014.10.007.
- [125] DHOU S, HUGO G D, DOCEF A. Motion-based projection generation for 4D-CT reconstruction[C]//2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2014: 1698–1702.
- [126] BERGNER F, BERKUS T, OELHAFEN M, et al. Autoadaptive phase-correlated (AAPC) reconstruction for 4D CBCT[J]. *Medical Physics*, 2009, 36(12): 5695–5706. DOI:10.1118/1.3260919.
- [127] GAO H, GUO M, LI R, et al. 4DCT and 4D cone-beam CT reconstruction using temporal regularizations[J]. *Graphics Processing Unit-Based High Performance Computing in Radiation Therapy. Series: Series in Medical Physics and Biomedical Engineering*, 2015: 63–82.
- [128] MASCOLO-FORTIN J, MATENINE D, ARCHAMBAULT L, et al. A fast 4D cone-beam CT reconstruction method based on the OSC-TV algorithm[J]. *Journal of X-ray Science and Technology*, 2018, 26(2): 189–208. DOI:10.3233/XST-17289.
- [129] SIDKY E Y, PAN X. Image reconstruction in circular cone-beam computed tomography by constrained total-variation minimization[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2008, 53(17): 4777.
- [130] WU H, MAIER A, FAHRIG R, et al. Spatial-temporal total variation regularization (STTVR) for 4D-CT reconstruction[C]//Medical Imaging 2012: Physics of Medical Imaging. SPIE, 2012, 8313: 1018–1024.
- [131] BREDIES K, KUNISCH K, POCK T. Total generalized variation[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2010, 3(3): 492–526. DOI:10.1137/090769521.
- [132] ZHANG Y, ZHANG W, LEI Y, et al. Few-view image reconstruction with fractional-order total variation[J]. *Journal the Optical Society of America A*, 2014, 31(5): 981–995. DOI:10.1364/JOSAA.31.000981.
- [133] GONG C, ZENG L. Adaptive iterative reconstruction based on relative total variation for low-

- intensity computed tomography[J]. *Signal Processing*, 2019, 165: 149–162. DOI:10.1016/j.sigpro.2019.06.031.
- [134] RITSCHL L, SAWALL S, KNAUP M, et al. Iterative 4D cardiac micro-CT image reconstruction using an adaptive spatio-temporal sparsity prior[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2012, 57(6): 1517.
- [135] GAO H, LI R, LIN Y, et al. 4D cone beam CT via spatiotemporal tensor framelet[J]. *Medical Physics*, 2012, 39(11): 6943–6946. DOI:10.1118/1.4762288.
- [136] GAO H, QI X S, GAO Y, et al. Megavoltage CT imaging quality improvement on TomoTherapy via tensor framelets[J]. *Medical Physics*, 2013, 40(8): 081919. DOI:10.1118/1.4816303.
- [137] HAN H, GAO H, XING L. Low-dose 4D cone-beam CT via joint spatiotemporal regularization of tensor framelet and nonlocal total variation[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2017, 62(16): 6408.
- [138] TIAN Z, JIA X, JIANG S B. GPU-based low-dose 4DCT reconstruction via temporal non-local means[J]. arXiv Preprint arXiv: 1009. 1351, 2010.
- [139] JIA X, TIAN Z, LOU Y, et al. Four-dimensional cone beam CT reconstruction and enhancement using a temporal nonlocal means method[J]. *Medical Physics*, 2012, 39(9): 5592–5602. DOI:10.1118/1.4745559.
- [140] KIM H, CHEN J, WANG A, et al. Non-local total-variation (NLTV) minimization combined with reweighted L1-norm for compressed sensing CT reconstruction[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2016, 61(18): 6878.
- [141] KAZANTSEV D, GUO E, KAESTNER A, et al. Temporal sparsity exploiting nonlocal regularization for 4D computed tomography reconstruction[J]. *Journal of X-ray Science and Technology*, 2016, 24(2): 207–219. DOI:10.3233/XST-160546.
- [142] GAO H, CAI J F, SHEN Z, et al. Robust principal component analysis-based four-dimensional computed tomography[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2011, 56(11): 3181.
- [143] GAO H, YU H, OSHER S, et al. Multi-energy CT based on a prior rank, intensity, and sparsity models (PRISM)[J]. *Inverse Problems*, 2011, 27(11): 115012. DOI:10.1088/0266-5611/27/11/115012.
- [144] OTAZO R, CANDÉS E, SODICKSON D K. Low-rank plus sparse matrix decomposition for accelerated dynamic MRI with separation of background and dynamic components[J]. *Magnetic Resonance in Medicine*, 2015, 73(3): 1125–1136. DOI:10.1002/mrm.25240.
- [145] LINGALA S G, HU Y, DIBELLA E, et al. Accelerated dynamic MRI exploiting sparsity and low-rank structure: k-t SLR[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2011, 30(5): 1042–1054. DOI:10.1109/TMI.2010.2100850.
- [146] GAO H, LIN H, AHN C B, et al. PRISM: A divide-and-conquer low-rank and sparse decomposition model for dynamic MRI[J]. *UCLA Computational and Applied Mathematics Reports*, 2011: 11–26.
- [147] KIM K S, YE J C. Low-dose limited-view 4DCT reconstruction using patch-based low-rank regularization[C]//2013 IEEE Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference (2013 NSS/MIC). IEEE, 2013: 1–4.
- [148] CHEN G H, TANG J, LENG S. Prior image-constrained compressed sensing (PICCS): A method to accurately reconstruct dynamic CT images from highly undersampled projection datasets[J]. *Medical Physics*, 2008, 35(2): 660–663. DOI:10.1118/1.2836423.
- [149] NETT B, TANG J, LENG S, et al. Tomosynthesis via total variation minimization reconstruction and prior image-constrained compressed sensing (PICCS) on a C-arm system[C]//Medical Imaging 2008: Physics of Medical Imaging. SPIE, 2008, 6913: 800–809.
- [150] CHEN G H, TANG J, NETT B, et al. Prior image-constrained compressed sensing (PICCS) and applications in X-ray computed tomography[J]. *Current Medical Imaging*, 2010, 6(2): 119–134. DOI:10.2174/157340510791268498.
- [151] LENG S, TANG J, ZAMBELLI J, et al. High temporal resolution and streak-free four-dimensional cone-beam computed tomography[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2008, 53(20): 5653.
- [152] 林嘉慧, 边兆英, 马建华, 等. 数据冗余信息引导的低剂量心肌灌注 CT 成像方法[J]. *南方医科大学学报*, 2018, 38(01): 27–33. DOI:10.3969/j.issn.1673-4254.2018.01.005.
- [153] 陶熙. 基于反投影数据分析与时序均值先验的低剂量 CT 成像新方法研究[D]. 广州: 南方医科大学, 2020.
- [154] CHEN G H, LI Y. Synchronized multiartifact reduction with tomographic reconstruction (SMART-RECON): A statistical model based iterative image reconstruction method to eliminate limited-view artifacts and to mitigate the temporal-average artifacts in time-resolved CT[J]. *Medical Physics*, 2015, 42(8): 4698–4707. DOI:10.1118/1.4926430.
- [155] LI Y, GARRETT J W, LI K, et al. An enhanced SMART-RECON algorithm for time-resolved C-arm cone-beam CT imaging[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2019, 39(6): 1894–1905.
- [156] LI Y, CAO X, XING Z, et al. Image quality improvement in MDCT cardiac imaging via SMART-RECON

- method[C]//Medical Imaging 2017: Physics of Medical Imaging. SPIE, 2017, 10132: 771-777.
- [157] LI Y, SPEIDEL M A, FRANÇOIS C J, et al. Radiation-dose reduction in CT myocardial perfusion imaging using SMART-RECON[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2017, 36(12): 2557-2568. DOI:10.1109/TMI.2017.2747521.
- [158] LI Y, GARRETT J W, LI K, et al. Time-resolved C-arm cone beam CT angiography (TR-CBCTA) imaging from a single short-scan C-arm cone-beam CT acquisition with intra-arterial contrast injection[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2018, 63(7): 075001.
- [159] GAO H, LI L, HU X. Compressive diffusion MRI, Part 3: Prior image constrained low-rank model (PCLR) [C]//Proc ISMRM. Proceedings of ISMRM 2013 Annual Meeting and Exhibition Activity, Salt Lake City, Utah, USA, 2013: 2605.
- [160] TUY H K. An inversion formula for cone-beam reconstruction[J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 1983, 43(3): 546-552. DOI:10.1137/0143035.
- [161] HANSEN D C, SØRENSEN T S. Fast 4D cone-beam CT from 60s acquisitions[J]. *Physics and Imaging in Radiation Oncology*, 2018, 5: 69-75. DOI:10.1016/j.phro.2018.02.004.
- [162] ELAD M, AHARON M. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(12): 3736-3745. DOI:10.1109/TIP.2006.881969.
- [163] XU Q, YU H, MOU X, et al. Low-dose X-ray CT reconstruction via dictionary learning[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2012, 31(9): 1682-1697. DOI:10.1109/TMI.2012.2195669.
- [164] CANDÈS E J, WAKIN M B, BOYD S P. Enhancing sparsity by reweighted ℓ_1 minimization[J]. *Journal of Fourier Analysis and Applications*, 2008, 14: 877-905. DOI:10.1007/s00041-008-9045-x.
- [165] SIDKY E Y, CHARTRAND R, PAN X. Image reconstruction from few views by non-convex optimization[C]//2007 IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record. IEEE, 2007, 5: 3526-3530.
- [166] HUANG J, HUANG X, METAXAS D. Learning with dynamic group sparsity[C]//2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision. IEEE, 2009: 64-71.
- [167] KALMAN R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. *Journal of Basic Engineering*, 1960, 82(1): 35-45. DOI:10.1115/1.3662552.
- [168] CLARK D P, BADEA C T. Convolutional regularization methods for 4D, X-ray CT reconstruction[C]//Medical Imaging 2019: Physics of Medical Imaging. SPIE, 2019, 10948: 574-585.
- [169] MADESTA F, SENTKER T, GAUER T, et al. Self-contained deep learning-based boosting of 4D cone-beam CT reconstruction[J]. *Medical Physics*, 2020, 47(11): 5619-5631. DOI:10.1002/mp.14441.
- [170] HAN Y S, YOO J, YE J C. Deep residual learning for compressed sensing CT reconstruction via persistent homology analysis[J]. arXiv Preprint, 2016. DOI:10.48550/arXiv.1611.06391.2016.
- [171] XIE S, ZHENG X, CHEN Y, et al. Artifact removal using improved GoogLeNet for sparse-view CT reconstruction[J]. *Scientific Reports*, 2018, 8(1): 6700. DOI:10.1038/s41598-018-25153-w.
- [172] FU Y, LEI Y, WANG T, et al. Deep learning in medical image registration: A review[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2020, 65(20): 20TR01.
- [173] TENG X, CHEN Y, ZHANG Y, et al. Respiratory deformation registration in 4D-CT/cone beam CT using deep learning[J]. *Quantitative Imaging in Medicine and Surgery*, 2021, 11(2): 737. DOI:10.21037/qims-19-1058.
- [174] HUANG X, ZHANG Y, CHEN L, et al. U-net-based deformation vector field estimation for motion-compensated 4D-CBCT reconstruction[J]. *Medical Physics*, 2020, 47(7): 3000-3012. DOI:10.1002/mp.14150.
- [175] WOLTERINK J, ZWIENENBERG J, BRUNE C. Implicit neural representations for deformable image registration[C]//International Conference on Medical Imaging with Deep Learning. PMLR, 2022: 1349-1359.
- [176] HERRMANN J, FONSECA Da CRUZ A, GERARD S E, et al. Dynamic 5DCT Image reconstruction reveals interactions between cardiogenic and respiratory motion[M]//B28. See For Yourself: Evaluating Lung Function with CT and MRI. American Thoracic Society, 2022: A2552-A2552.
- [177] JIANG Z, ZHANG Z, CHANG Y, et al. Enhancement of 4-D cone-beam computed tomography (4D-CBCT) using a dual-encoder convolutional neural network (DeCNN) [J]. *IEEE Transactions on Radiation and Plasma Medical Sciences*, 2021, 6(2): 222-230.
- [178] YANG B, CHEN X, YUAN S, et al. Deep learning improves image quality and radiomics reproducibility for high-speed four-dimensional computed tomography reconstruction[J]. *Radiotherapy and Oncology*, 2022, 170: 184-189. DOI:10.1016/j.radonc.2022.02.034.
- [179] JIANG Z, CHANG Y, ZHANG Z, et al. Fast four-dimensional cone-beam computed tomography reconstruction using deformable convolutional networks[J]. *Medical Physics*, 2022, 49(10): 6461-6476. DOI:10.1002/mp.

15806.

- [180] JUNG S, LEE S, JEON B, et al. Deep learning based coronary artery motion artifact compensation using style-transfer synthesis in CT images[C]//Simulation and Synthesis in Medical Imaging: Third International Workshop, SASHIMI 2018, Held in Conjunction with MICCAI 2018, Granada, Spain, September 16, 2018, Proceedings 3. Springer International Publishing, 2018: 100-110.
- [181] ELSS T, NICKISCH H, WISSEL T, et al. Motion estimation in coronary CT angiography images using convolutional neural networks[C]//Medical Imaging with Deep Learning, 2018.
- [182] GUO Y, BI L, AHN E, et al. A spatiotemporal volumetric interpolation network for 4d dynamic medical image[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 4726-4735.
- [183] SAUPPE S, KUHM J, BREHM M, et al. Motion vector field phase-to-amplitude resampling for 4D motion-compensated cone-beam CT[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2018, 63(3): 035032.
- [184] SHIEH C C, GONZALEZ Y, LI B, et al. SPARE: Sparse-view reconstruction challenge for 4D cone-beam CT from a 1 min scan[J]. *Medical Physics*, 2019, 46(9): 3799-3811. DOI:10.1002/mp.13687.

A Review of 4DCT Imaging and Reconstruction Methods

YAN Zhenyao, GAO Hewei, ZHANG Li[✉]

Department of Engineering Physics, Tsinghua University, Beijing 100084

Abstract: In this paper, the main literature related to 4DCT imaging and reconstruction techniques over the past 20 years is reviewed, and the contents are summarized. This paper provides a systematic and comprehensive introduction to 4DCT research from five perspectives: the concept of 4DCT, scanning mode and imaging method, reconstruction algorithm, application, research status, and future development expectations. In this study, five types of reconstruction algorithms are summarized, and the advantages, disadvantages, and research difficulties of each algorithm are briefly evaluated. Finally, we conduct a brief statistical analysis on the cited works from the perspective of reconstruction methods, revealing the research progress and future research trends of 4DCT reconstruction algorithms.

Keywords: 4DCT; reconstruction algorithm; research trends



作者简介: 严振峒, 男, 清华大学工程物理系粒子信息获取与处理研究室在读博士, 主要从事 4DCT 和心脏动态成像领域的算法研究, E-mail: yan-zy20@mails.tsinghua.edu.cn; 张丽[✉], 女, 清华大学工程物理系粒子信息获取与处理研究室主任、首席研究员, E-mail: zli@mail.tsinghua.edu.cn。