

基于等值线拟合的 X 射线双能 CT 快速投影分解算法

李 磊¹ 王林元¹ 蔡爱龙¹ 韩 玉¹ 闫 簇^{1*} 包尚联²

¹解放军信息工程大学信息工程学院, 河南 郑州 450002

²北京大学重离子物理研究所, 北京 100871

摘要 针对双能计算机断层成像(DECT)图像重建算法中的非线性投影分解问题,提出一种基于等值线拟合的快速投影分解算法。建立高、低能投影线性近似的等值线拟合模型;基于泰勒级数展开,采用粗粒度正向计算、细粒度反向求解方法,获得高精度的解析解,生成等值线方程;将高、低能投影非线性联合求解问题转化为求解高、低能等值线的交点问题,从而实现双能投影的快速分解。实验结果表明,该方法避免了非线性迭代求解和投影查表匹配,在减小投影分解噪声波动的同时,显著提高了投影分解速度,与投影匹配方法相比分解速度提高约两个数量级。

关键词 X 射线光学; 投影分解; 等值线拟合; 双能计算机断层成像; 泰勒级数展开

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

doi: 10.3788/AOS201636.0834001

Projection Decomposition Algorithm for X-Ray Dual-Energy Computed Tomography Based on Isotransmission Line Fitting

Li Lei¹ Wang Linyuan¹ Cai Ailong¹ Han Yu¹ Yan Bin¹ Bao Shanglian²

¹Communication Engineering College, PLA Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450002, China

²Institute of Heavy Ion Physics, Peking University, Beijing 100871, China

Abstract Aiming at the nonlinear projection decomposition problem in the image reconstruction by dual-energy computed tomography (DECT), a fast projection decomposition algorithm based on isotransmission line fitting is proposed. A linearly approximated isotransmission line fitting model is established for high and low energy projections. Based on the Taylor series expansion, the coarse-grain forward calculation and fine-grain reverse calculation are used to get the analytical solution with high accuracy, and the isotransmission line equations are generated. The nonlinear solution problem is transformed into the problem to solve intersections of high and low energy projection isotransmission lines, and thus the fast decomposition of dual energy projections is realized. The experimental results show that the proposed method avoids the nonlinear iteration and the projection matching, reduces noise fluctuation in projection decomposition, and improves the projection decomposition rate significantly. Compared to the projection matching method, the proposed method improves the decomposition rate by about two orders of magnitude.

Key words X-ray optics; projection decomposition; isotransmission line fitting; dual-energy computed tomography; Taylor series expansion

OCIS codes 340.7440; 110.7440; 300.6560

1 引 言

计算机断层成像(CT)技术是通过对物体进行不同角度的射线透射测量进而重建物体内部某种物理特性分布的成像技术。CT技术不仅给诊断医学带来革命性的影响,在工业无损检测、逆向工程和安全检查等领域也得到了广泛应用,被誉为工业无损检测领域的最佳技术手段。然而,由于X射线源输出的多能特性、

收稿日期: 2016-02-29; **收到修改稿日期:** 2016-03-23

基金项目: 国家 863 计划(2012AA011603)、国家自然科学基金(61372172)

作者简介: 李 磊(1981—),男,硕士,副教授,主要从事 X 射线 CT 成像及应用方面的研究。

E-mail: leehotline@aliyun.com

* **通信联系人.** E-mail: ybspace@hotmail.com

探测器响应的能量沉积特性等物理因素的影响,CT 成像系统中经典重建模型与实际物理过程不一致,导致 CT 图像出现不同程度的伪影,降低图像质量,严重干扰 CT 图像的判读和后续应用。双能 CT(DECT)成像技术运用高、低能(H-L)不同能谱射线进行 CT 扫描,利用物质衰减系数在不同能谱下的差异性进行图像分解和重建,能够有效消除射线多能特性造成的射束硬化伪影,提高 CT 图像质量,增强对比度,这些特性也使得双能 CT 成像技术成为 CT 成像领域的研究热点^[1]。

双能 CT 成像技术的核心理论是双能 CT 图像重建算法。与传统 CT 图像重建理论相比,双能 CT 图像重建算法最大的困难在于问题的非线性^[2]。双能 CT 图像重建算法大致可以分为三类^[2-3],即迭代类重建算法、基于图像域后处理的图像重建算法和基于投影域预处理的图像重建算法。迭代类重建算法将高、低能投影测量数据进行统计建模,利用统计迭代方法进行图像重建,得到与能谱无关的 CT 图像,进而抑制射束硬化伪影。但该类方法计算量大、速度慢,实际应用中较少采用^[4-5]。基于图像域后处理的图像重建算法对高、低能投影数据分别利用传统 CT 图像重建算法重建,通过对高、低能重建图像进行信息融合得到基图像,计算简便,可在一定程度上抑制硬化伪影。但由于高、低能重建图像本身含有不同程度的硬化伪影,所以该类方法很难从根本上消除硬化伪影,获取准确的物理参数分布图像^[6-7]。基于投影域预处理的图像重建算法将衰减系数分解为能量相关项与材料相关项,联立高、低能投影方程求解,对分解后的材料相关项投影进行图像重建^[8-12]。该类方法充分利用高、低能能谱信息和多色投影生成模型,能够从理论上有效消除硬化伪影的影响,得到准确的物理参数分布信息,计算简便,效率高,是目前双能 CT 图像重建技术的主流方法^[3]。

在基于投影域预处理的图像重建算法中,如何快速、准确地实现高、低能投影分解是算法的关键^[3]。由于双能投影函数的非线性,函数不易直接求解,通常使用函数拟合迭代求解或者查表匹配等方式进行投影分解。Alvarez 等^[8]首次提出使用基效应分解方法构建投影预处理后重建图像的双能 CT 重建基本理论框架,并提出对双能投影数据取对数后用基效应分解投影的高阶多项式进行非线性拟合并迭代求解。Ying 等^[10]提出将投影分解问题转化为带约束的优化问题,通过拉格朗日乘子法进行求解。Tang 等^[11]采用 Newton-Raphson 方法直接对双能投影进行求解,由于迭代求解非常费时,在实际操作过程中,只对有限几个采样点进行迭代求解,然后通过多项式拟合方式近似处理测量值,再通过最小二乘估计求解 20 个多项式系数。这类方法通常是对投影取对数后进行非线性拟合,需要对每一个投影点进行迭代求解,复杂度高、计算效率低,且迭代过程中的 Jacobian 矩阵通常是病态的,迭代收敛性很难保证。Kalender 等^[9]将基效应分解方法进一步扩展,提出了另一种非常重要的方法——基材料分解方法,并提出利用查找表的方式求解双能方程。李保磊等^[3]提出了一种基于投影匹配的双能 CT 投影分解算法。对于给定的高、低能能谱和不同的透射长度组合,通过求解投影积分方程组建立高、低能投影查找表。在查找表中寻找最佳匹配点,实现投影分解。Liu 等^[12]提出给定的高、低能能谱和不同的高、低能投影值组合,建立 H-L 查找表,实现投影分解。查找表可以预先构建,实现简单,实用性高,故被广泛采用。但是查表匹配方法对于每个高、低能投影值对都需要遍历搜索两个查找表,查找表规模越大,运算量越大;建立的查找表通常采用有限的长度步进精度,而长度的步进精度关系着分解投影的量化精度,极大地限制了物体的重建精度;由于长度步进精度有限,实际高、低能投影测量值在查找最佳匹配时可能分解结果不唯一,使得投影分解误差增大,导致图像重建出现不同程度的伪影。

迭代求解法需将投影取负对数后进行高阶多项式拟合并迭代求解,计算过于复杂且效率低下,查表法受存储规模和运算速度制约因而分解精度有限。针对这些问题,本文提出一种基于等值线拟合的 X 射线双能 CT 快速投影分解算法,首先建立高、低能投影近似线性的等值线拟合模型,然后通过泰勒级数展开将单变量非线性求解问题转化为分区的解析解,最后生成等值线方程,将高、低能投影非线性联合求解问题近似转化为求解高、低能等值线的交点,从而实现双能投影的快速分解。通过数字仿真实验检验了该方法的准确性和稳定性,并通过实际 CT 系统检验了该方法的实用性。

2 双能 CT 成像原理

在 X 射线成像系统中,X 射线源发出具有连续能谱的 X 射线,经过物体后射线的衰减程度,也称为投影值 p ,表示为

$$p = \int_{E_{\min}}^{E_{\max}} S(E) \exp \left[- \int_L \mu(x, y, E) dl \right] dE, \quad (1)$$

式中 $S(E)$ 为包含射线源初始能谱信息和探测器能量响应的归一化能谱信息; $\mu(x, y, E)$ 为射线能量为 E 时物体在 (x, y) 处的衰减系数, 与材料和能量相关; $\int_L \mu(x, y, E) dl$ 为射线透射路径 L 上对衰减系数分布 $\mu(x, y, E)$ 的线积分; E_{\max} 和 E_{\min} 分别为使用的 X 射线的最大能量和最小能量值。

根据 X 射线与物质相互作用的衰减特性, 在 30~200 keV 的能量区间内, 物质的线性衰减系数主要由光电效应和康普顿效应共同决定, 而光电效应和康普顿效应都可分解为能量相关项和材料相关项, 因此, 物质的衰减系数可分解为光电效应和康普顿效应的线性组合, 即基效应分解模型:

$$\mu(x, y, E) = a_c(x, y) f_{\text{KN}}(E) + a_p(x, y) f_p(E), \quad (2)$$

式中 $f_{\text{KN}}(E)$ 和 $f_p(E)$ 分别为光电效应和康普顿散射效应中与能量有关而与材料无关的分量, $a_p(x, y)$ 和 $a_c(x, y)$ 为与材质有关而与能量无关的物理量, 称为基效应分解系数。

对基于基效应的分解模型进行扩展, 物质的线性衰减系数也可分解为两种基材料衰减系数的线性组合, 即基材料分解模型:

$$\mu(x, y, E) = b_1(x, y) \mu_1(E) + b_2(x, y) \mu_2(E), \quad (3)$$

式中 $\mu_1(E)$ 和 $\mu_2(E)$ 分别为两种基材料的线性衰减系数, 基材料选定时其衰减系数只与能量相关, $b_1(x, y)$ 和 $b_2(x, y)$ 分别为对应两种基材料的分解系数, 称为基材料分解系数。

为不失一般性, 将上述两种分解模型写成统一形式:

$$\mu(x, y, E) = c_1(x, y) f_1(E) + c_2(x, y) f_2(E). \quad (4)$$

上述分解模型的意义在于, 在 $f_1(E)$ 和 $f_2(E)$ 物理信息已知的情况下, $\mu(x, y, E)$ 的准确求解问题可以转化为分解系数 $c_1(x, y)$ 和 $c_2(x, y)$ 的求解问题。

基于投影域预处理的双能 CT 成像算法的基本原理, 就是依据上述分解模型, 利用高、低能能谱下采集的各个角度高、低能射线衰减投影信息 p_H 和 p_L , 通过投影分解求出分解系数沿射线路径的线积分 C_1 和 C_2 , 从而将非线性反问题的求解转换为线性反问题的求解。然后利用传统 CT 重建算法, 求出分解系数的分布, 结合基效应或基材料的先验信息, 即可得到物体与材料和能量相关的衰减系数的空间分布, 并且通过基效应或基材料的合成得到物体的等效原子序数和电子密度分布信息。

在高、低能射线能谱条件下, 基于分解模型的高、低能投影 p_H 、 p_L 分别表示为

$$\begin{cases} p_L = \int S_L(E) \exp[-C_1 f_1(E) - C_2 f_2(E)] dE \\ p_H = \int S_H(E) \exp[-C_1 f_1(E) - C_2 f_2(E)] dE \end{cases}, \quad (5)$$

式中 $S_L(E)$ 、 $S_H(E)$ 分别为高、低能能谱, $C_1 = \int c_1(x, y) dl$ 、 $C_2 = \int c_2(x, y) dl$ 分别为分解系数沿射线路径的线积分。

由上述原理可以看出, 基于投影域预处理的双能 CT 成像算法的核心即为(5)式的求解, 即根据(5)式由 p_H 和 p_L 求解 C_1 和 C_2 , 这个分解过程称为投影分解过程。

3 基于等值线拟合的双能 CT 投影分解算法

首先采集标准体模的透射衰减信息, 利用能谱估计方法估计成像系统在不同管电压下的高、低能能谱响应信息^[13-14]。在给定高、低能能谱和选定 $f_1(E)$ 和 $f_2(E)$ 物理信息已知的条件下, 利用(5)式可计算得到不同分解系数投影长度组合 $\{C_1, C_2\}$ 下的高、低能投影 p_H 和 p_L , 其在三维空间的分布示意图如图 1 所示。分别提取高、低能投影曲面映射到 $\{C_1, C_2\}$ 空间的等值线。所谓等值线是在投影曲面上给定一个投影值后得到的关于 C_1 和 C_2 的空间分布, 如图 1 直线所示。理论上, 给定一个高、低能投影值对 $\{p_H, p_L\}$, 高、低能投影值 p_H 和 p_L 在 $\{C_1, C_2\}$ 空间中分别对应的两条等值线的交点即为通过(5)式所求的解 $\{C_1^*, C_2^*\}$ 。

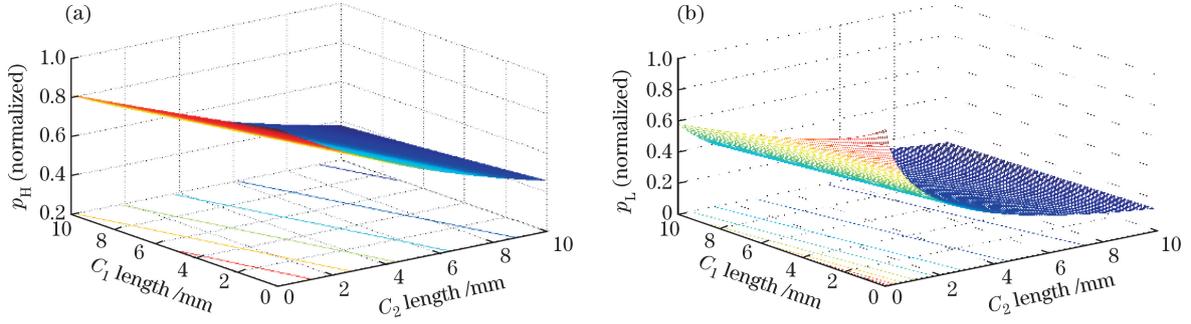


图 1 (a)高、(b)低能投影在分解系数投影组合 $\{C_1, C_2\}$ 下的空间分布示意图

Fig. 1 Spatial distribution diagrams of (a) high and (b) low energy projections with the combination of projection decomposition coefficients $\{C_1, C_2\}$

对高、低能投影等值点进行多项式曲线拟合,发现投影等值线的线性度很高,如图 2 所示,且投影衰减值越大,对应投影等值线的线性度越高;高能投影等值线的线性度优于低能投影等值线的线性度。对高、低能不同衰减投影对应的等值线进行直线拟合检验,拟合优度 R^2 可达到 0.999~0.9999。因此,采用直线拟合模型拟合高、低能投影等值线。

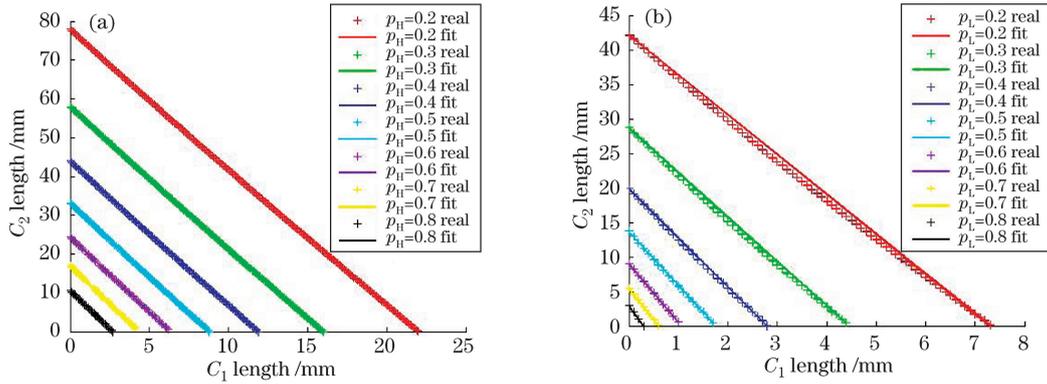


图 2 (a)高、(b)低能投影等值点和拟合线在 $\{C_1, C_2\}$ 坐标系下的空间分布示意图

Fig. 2 Spatial distribution diagrams of isotransmission points and fitting lines of (a) high and (b) low energy projections in the $\{C_1, C_2\}$ coordinate system

在此基础上,一个给定投影值的等值线可由 $\{C_1, C_2\}$ 空间中对应相同投影值的任意两点来确定。采用截距式来确定等值线方程,即求解给定投影值条件下的 $\{C_{1i}, 0\}$ 和 $\{0, C_{2i}\}$,即可确定拟合等值线方程。以 C_1 轴上的截距点 $\{C_{1i}, 0\}$ 求解为例进行说明。将(5)式中的指数函数在零点进行二阶泰勒级数展开,可得

$$\begin{aligned}
 p_{H/L} &= \int S_{H/L}(E) \exp[-C_1 f_1(E)] dE = \\
 &= \int S_{H/L}(E) \left\{ 1 - C_1 f_1(E) + \frac{[C_1 f_1(E)]^2}{2} \right\} dE = \\
 &= \int S_{H/L}(E) dE - C_1 \int S_{H/L}(E) f_1(E) dE + \frac{C_1^2}{2} \int S_{H/L}(E) f_1^2(E) dE, \quad (6)
 \end{aligned}$$

令 $a = \frac{1}{2} \int S_{H/L}(E) f_1^2(E) dE$, $b = - \int S_{H/L}(E) f_1(E) dE$, $c = \int S_{H/L}(E) dE - p_{H/L}$, 则(6)式可转化为一元二次方程标准型 $ax^2 + bx + c = 0$ 进行求解。考虑到 C_1 在实际物理意义中的非负性,且 $a > 0$, 根据二次多项式曲线特性,拟合负指数函数只能取二次多项式曲线中的单调递减区间段,可得到 C_{1i} 的解为 $C_{1i} = \frac{-b - \sqrt{b^2 - 4ac}}{2a}$ 。至此,通过泰勒级数展开,得到了投影值约为 1 时对应的非线性方程的解析解。

对于整个投影衰减区间 $[0, 1]$ 内的分解投影反求问题,采用粗粒度正向计算、细粒度反向求解方法,使得分解投影长度增量始终在零点附近,以保证解析解的精度。通过粗粒度计算不同分解投影 C_1 对应的高、低

能投影 p_H 和 p_L , 确定给定投影值所处的分解投影区间, 利用上述方法得到区间内投影长度增量的解析解。

$$\begin{aligned}
 p_{H/L} &= \int S_{H/L}(E) \exp[-(C_1 + \Delta C_1) f_1(E)] dE = \\
 &= \int S_{H/L}(E) \exp[-C_1 f_1(E)] \left\{ 1 - \Delta C_1 f_1(E) + \frac{[\Delta C_1 f_1(E)]^2}{2} \right\} dE = \\
 &= \int S_{H/L}(E) \exp[-C_1 f_1(E)] dE - \Delta C_1 \int S_{H/L}(E) \exp[-C_1 f_1(E)] f_1(E) dE + \\
 &= \frac{1}{2} \Delta C_1^2 \int S_{H/L}(E) \exp[-C_1 f_1(E)] f_1^2(E) dE = \\
 &= \int S'_{H/L}(E) dE - \Delta C_1 \int S'_{H/L}(E) f_1(E) dE + \frac{1}{2} \Delta C_1^2 \int S'_{H/L}(E) f_1^2(E) dE, \quad (7)
 \end{aligned}$$

式中 $S'_{H/L}(E) = S_{H/L}(E) \exp[-C_1 f_1(E)]$, 即转化为(6)式的形式进行求解。 $S'_{H/L}(E)$ 的物理意义相当于高、低能能谱 $S_{H/L}(E)$ 经过长度为 C_1 的滤波后生成的新能谱。通过上述方法, 求得分解投影长度增量 ΔC_1^* , 最终的分解投影长度为 $C_{1i} = C_1 + \Delta C_1^*$ 。

根据上述方法, 求解给定高、低能投影值 p_H 和 p_L 条件下对应的 $\{C_{1Hi}, 0\}$ 、 $\{0, C_{2Hi}\}$ 和 $\{C_{1Li}, 0\}$ 、 $\{0, C_{2Li}\}$ 后, 即可确定拟合等值线方程, 等值线在 $\{C_1, C_2\}$ 空间中的交点即为高、低能投影值对 $\{p_H, p_L\}$ 对应的分解投影的解 $\{C_1^*, C_2^*\}$,

$$\begin{cases} C_1^* = \frac{(C_{2Hi} - C_{2Li})C_{1Li}C_{1Hi}}{C_{1Li}C_{2Hi} - C_{2Li}C_{1Hi}} \\ C_2^* = \frac{(C_{1Li} - C_{1Hi})C_{2Li}C_{2Hi}}{C_{1Li}C_{2Hi} - C_{2Li}C_{1Hi}} \end{cases} \quad (8)$$

4 实验结果

4.1 仿真实验

使用 SpekCalc 软件模拟仿真实验条件下的 X 射线能谱。 SpekCalc 软件是由加拿大 McGill 大学研发的一款用于医学物理领域的仿真软件包, 也被广泛用于工业射线源应用。设定射线源靶材料为钨靶, 靶角为 7° , 在管电压为 80 kVp、滤光片为 0.4 mm 的铍和管电压为 120 kVp、滤光片为 0.4 mm 的铍和 12 mm 的铝条件下, 使用 SpekCalc 软件分别进行模拟仿真, 生成的归一化能谱如图 3 所示。

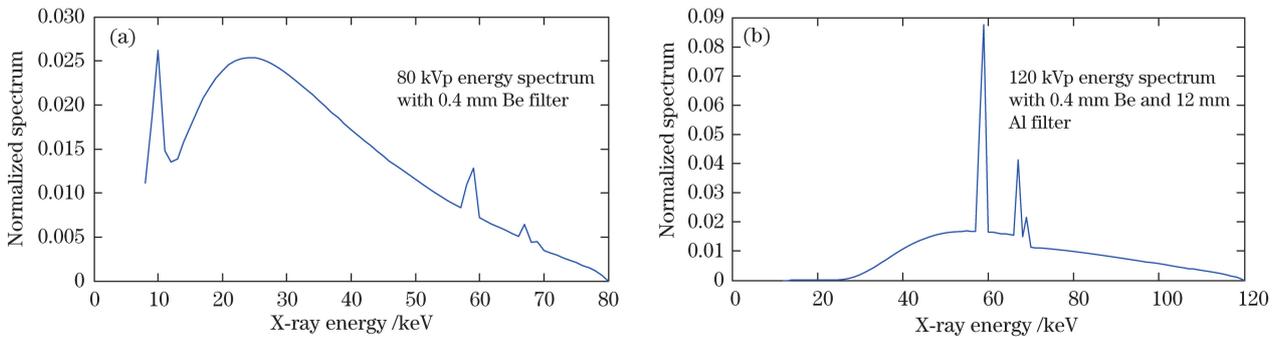


图 3 (a)高、(b)低能归一化能谱分布

Fig. 3 Normalized (a) high and (b) low energy spectrum distributions

构建由铝和水材料填充的数字体模, 如图 4(a)所示, 设定射线源到旋转中心的距离为 383.22 mm, 射线源到探测器的距离为 1426.37 mm, 探测器像素尺寸为 $127 \mu\text{m}$, 探测器长度为 512 pixel, 体模大小为 256×256 , 体素尺寸为 $68 \mu\text{m}$, 利用上述高、低能能谱, 角度间隔为 1° , 生成 $0^\circ \sim 360^\circ$ 的高、低能投影数据, 如图 4(b)、(c)所示。

利用传统 CT 重建算法分别对高、低能投影数据进行图像重建, 结果如图 5 所示, 其中图 5(a)、(c)分别为低能、高能重建图像, 图 5(b)、(d)分别为低能、高能图像中红线位置的剖面图, 横坐标为像素位置, 纵坐标为重建像素值。从重建结果可以看出, 由于连续能谱的影响, 采用传统 CT 得到的高低能重建结果存在不同程度的射束硬化伪影, 且能量越低, 射束硬化伪影越严重。

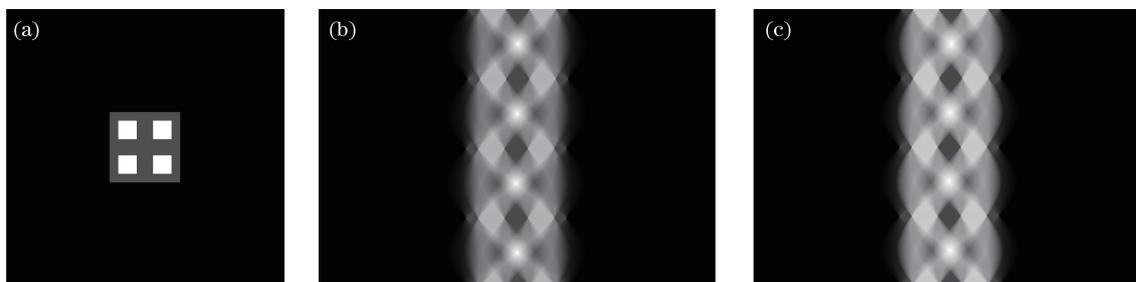


图 4 (a)数字体模;(b)高能投影数据;(c)低能投影数据

Fig. 4 (a) Digital phantom; (b) high energy projection data; (c) low energy projection data

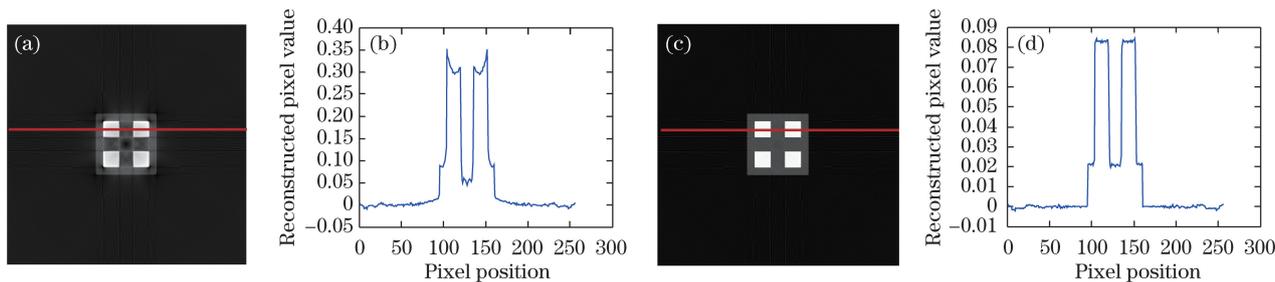


图 5 高、低能投影数据传统 CT 重建结果。(a)低能重建图像;(b)低能图像中红线位置的剖线图;
(c)高能重建图像;(d)高能图像中红线位置的剖线图

Fig. 5 Results of traditional CT image reconstruction from high and low energy projection data.

(a) Reconstruction from low energy projection; (b) profile of red line position in the reconstruction from low energy projection; (c) reconstruction from high energy projection; (d) profile of red line position in the reconstruction from high energy projection

以铝和水为基材料,分别使用文献[3]提出的投影匹配法和本文提出的快速分解方法对高、低能投影数据进行基材料分解。在投影匹配法中,设定两种基材料的长度范围均为 0~10 cm,以 0.1 mm 为步长,预先构建规模为 1001×1001 的高、低能投影映射表。投影分解正弦图以及投影角度为 45°时对应的基材料投影剖线图如图 6 所示。

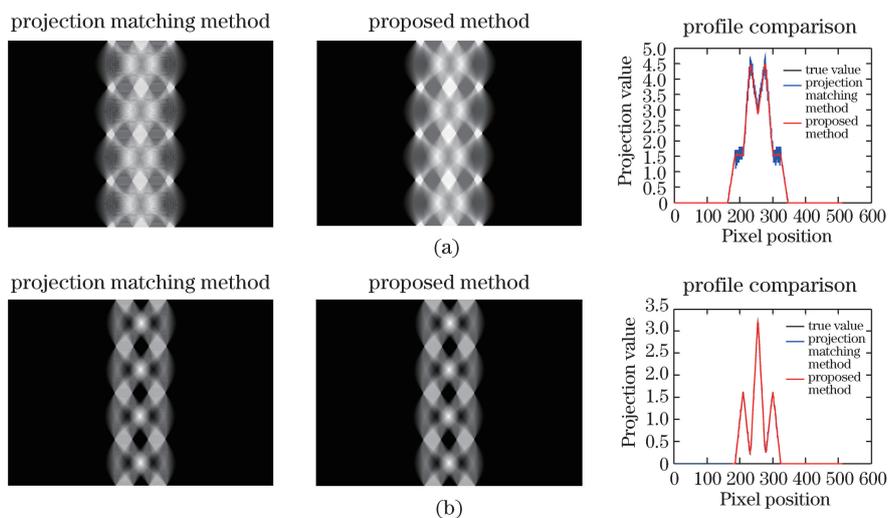


图 6 投影分解结果对比。(a)基材料为水;(b)基材料为 Al

Fig. 6 Comparison of projection decomposition results. (a) Water as base material; (b) Al as base material

分别计算两种方法生成的投影分解结果与理想真实值之间的均方根误差(RMSE)和最大绝对偏差(MAD),以及两种方法的投影分解计算时间(投影匹配法计时不包含建表时间),结果如表 1 所示。从表中可以看出,本文方法在分解精度上略优于投影匹配法,与投影匹配法相比,其计算效率提高了约两个数量级。

表 1 投影分解方法性能对比

Table 1 Performance comparison of projection decomposition methods

	RMSE of water decomposition	MAD of water decomposition	RMSE of Al decomposition	MAD of Al decomposition	Computation time /s
Projection matching method	0.0845	0.5051	0.0138	0.0565	428.56
Proposed method	0.0467	0.2165	0.0143	0.0666	3.27

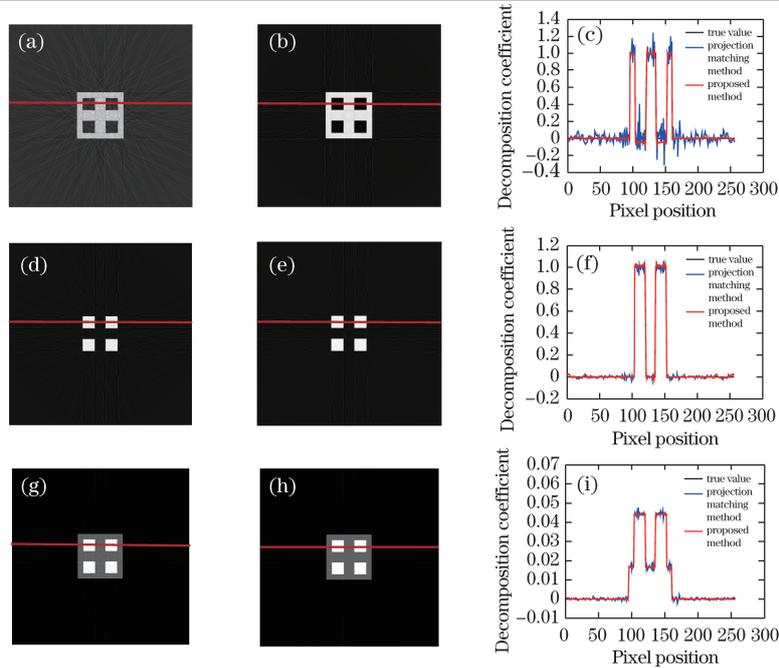


图 7 投影分解图像重建结果对比。基材料为水时由(a)投影匹配法、(b)本文所提方法得到的分解图像以及(c)红线位置对应的剖线图;基材料为 Al 时由(d)投影匹配法、(e)本文所提方法得到的分解图像以及(f)红线位置对应的剖线图;(g)投影匹配法、(h)本文所提方法的 DECT 重建图像以及(i)红线位置对应的剖线图

Fig. 7 Comparison of image reconstruction based on projection decomposition methods. Image reconstruction using (a) projection matching method and (b) the proposed method and (c) profile comparison with water as base material; image reconstruction using (d) projection matching method and (e) the proposed method and (f) profile comparison with Al as base material; reconstructed DECT images using (g) projection matching method and (h) the proposed method and (i) profile comparison

将两种方法的基材料投影分解结果分别进行图像重建,得到基材料的分布图像,并根据基材料分解模型生成各个单一能量下的 CT 图像,重建结果以及红线位置对应的剖线图对比如图 7 所示。

对以上实验结果进行数据分析,认为投影匹配法的分解误差主要来源于高、低能投影查找表的建表精度,步长越小,投影匹配精度越高,但是查找表规模越大,进行高、低能投影联合匹配查找的投影分解时间就越长,效率越低,实用性会严重下降,而且建表精度的局限性带来分解结果的不唯一或不稳定,导致分解噪声波动增大。本文方法无需建表、查表操作,将非线性求解问题转化为近似解析解,单变量投影分解可实现高精度求解,但是由于等值线拟合存在一定近似误差,所以仍有一定的分解误差。针对高精度应用要求,可在交点附近局部区域内增加投影匹配查找环节,以此弥补分解误差。虽然投影分解时间会相应增加,但仍明显快于全局区域内的投影匹配查找法。在满足一定重建精度的条件下,这种近似解析解可以大大加快分解速度,提升重建算法的实用性,而且由于没有查表步长精度的量化局限,减少了由此带来的分解结果的不唯一或不稳定,分解投影的噪声波动明显减小,双能 CT 图像重建质量得到进一步改善。

4.2 实际实验

在实际工业显微锥束 CT 成像系统平台上开展双能 CT 成像实验。射线源为 YXLON 225.48,平板探测器为 Varian 4030E,探元尺寸为 $127 \mu\text{m}$ 。射线源到旋转中心的距离为 306.1 mm ,射线源到探测器的距离为 1434.6 mm ,探测器像素尺寸为 $127 \mu\text{m}$,探测器长度为 3200 个探元,重建图像大小为 $512 \text{ pixel} \times$

512 pixel,重建图像像素尺寸为 $169 \mu\text{m}$ 。以 QRM 标准水柱体模和铝体模为实验对象,采集低能投影时,设置管电压为 120 kVp,管电流为 $200 \mu\text{A}$,投影本底计数为 4400;采集高能投影时,设置管电压为 200 kVp,管电流为 $200 \mu\text{A}$,外加 3 mm 的铝滤光片,投影本底计数为 5800。

通过 CT 扫描获得不同透射长度下的射线衰减信息,运用期望最大(EM)方法进行能谱估计,得到实际 CT 系统在不同管电压和滤光片设置下的高、低能能谱分布估计,如图 8 所示。

为便于对比分析,仍采用铝和水作为基材料,对实验采集得到的高、低能投影数据[图 9(a)、(b)]运用本文提出的投影分解方法进行基材料分解,分解结果分别如图 9(c)、(d)所示。

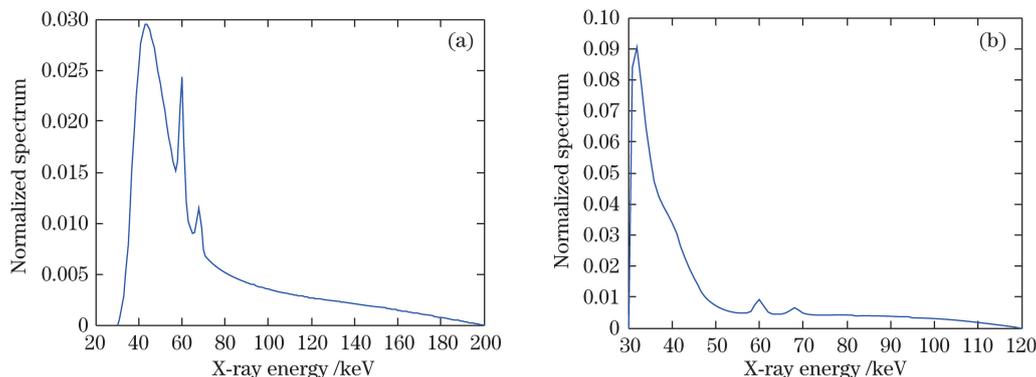


图 8 (a)高、(b)低能归一化能谱分布估计

Fig. 8 Estimation of normalized (a) high and (b) low energy spectrum distributions



图 9 (a)低能投影;(b)高能投影;(c)基材料为水时的分解投影正弦图;(d)基材料为 Al 时的分解投影正弦图

Fig. 9 (a) Low energy projection; (b) high energy projection; (c) water sinogram; (d) Al sinogram

对基材料投影分解结果进行双能 CT 图像重建,可得 45 keV、58 keV 能量下的衰减系数分布图像重建结果[图 10(a)、(b)],分别与低能投影传统 CT 重建结果[图 10(c)、高能投影传统 CT 重建结果[图 10(d)]

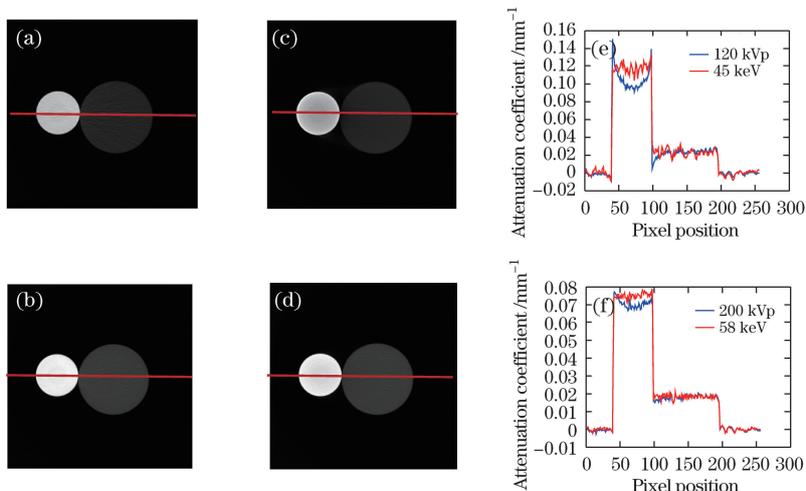


图 10 双能 CT 重建结果与传统 CT 重建结果对比。(a) 45 keV、(b) 58 keV 能量下的 DECT 重建结果;(c) 低能、(d) 高能投影传统 CT 重建结果;(e) 图 10(a)、(c)中红线位置的剖面图对比;(f) 图 10(b)、(d)中红线位置的剖面图对比

Fig. 10 Comparison of traditional CT reconstruction and DECT reconstruction results. DECT reconstruction results under (a) 45 keV and (b) 58 keV; traditional CT reconstruction results of (c) low energy and (d) high energy projections;

(e) profile comparison of red line marked positions in Figs. 10(a) and 10(c); (f) profile comparison of red line marked positions in Figs. 10(b) and 10(d)

对比,重建结果中红线位置的剖面对比如图 10(e)、(f)所示。从重建结果可以看出,双能 CT 重建结果能够有效抑制图像射束硬化伪影,提升图像重建质量,证明了本文方法的有效性和稳健性。

5 结 论

针对双能 CT 图像重建中投影分解的非线性求解问题,提出了一种快速有效的投影分解方法,将高、低能投影分解问题转化为近似线性模型,通过泰勒级数展开得到高精度的解析解,避免了非线性方程迭代求解方法的复杂计算和投影匹配方法的量化精度问题。该方法在保证分解精度的同时,显著提高了投影分解速度和重建图像信噪比,有效提升了投影分解方法的实用性。经实验验证,提出的双能投影分解方法与投影匹配方法相比,分解速度提高了两个数量级,具有较高的准确性、稳健性和计算效率。

参 考 文 献

- 1 Johnson T R. Dual-energy CT: General principles[J]. American Journal of Roentgenology, 2012, 199(5): S3-S8.
- 2 Zhao Yunsong, Zhang Huitao, Zhao Xing, *et al.* Iterative reconstruction model and reconstruction method for dual energy computed tomography[J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(4): 666-671.
赵云松, 张慧滔, 赵 星, 等. 双能谱 CT 的迭代重建模型及重建方法[J]. 电子学报, 2014, 42(4): 666-671.
- 3 Li Baolei, Zhang Yaojun. Projection decomposition algorithm of X-ray dual-energy computed tomography based on projection matching[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(3): 0311002.
李保磊, 张耀军. 基于投影匹配的 X 射线双能计算机层析成像投影分解算法[J]. 光学学报, 2011, 31(3): 0311002.
- 4 Fessler J A, Elbakri I A, Sukovic P, *et al.* Maximum-likelihood dual-energy tomographic image reconstruction[C]. SPIE, 2002, 4684: 38-49.
- 5 Sukovic P, Clinthorne N H. Penalized weighted least-squares image reconstruction for dual energy X-ray transmission tomography[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2000, 19(11): 1075-1081.
- 6 Dong X, Niu T Y, Zhu L. Combined iterative reconstruction and image-domain decomposition for dual energy CT using total-variation regularization[J]. Medical Physics, 2014, 41(5): 051909.
- 7 Niu T Y, Dong X, Petrongolo M, *et al.* Iterative image-domain decomposition for dual-energy CT[J]. Medical Physics, 2014, 41(4): 041901.
- 8 Alvarez R E, Macovski A. Energy selective reconstruction in X-ray computed tomography[J]. Physics in Medicine and Biology, 1976, 21(5): 733-744.
- 9 Kalender W A, Perman W H, Vetter J R, *et al.* Evaluation of a prototype dual-energy computed tomographic apparatus. I. Phantom studies[J]. Medical Physics, 1986, 13(3): 334-339.
- 10 Ying Z, Naidu R, Crawford C R. Dual energy computed tomography for explosive detection[J]. Journal of X-Ray Science and Technology, 2006, 14(4): 235-256.
- 11 Tang Z W, Hu G S. Dual energy CT imaging in cone-beam micro-CT for improved attenuation coefficient measurement [J]. Tsinghua Science and Technology, 2011, 16(4): 352-357.
- 12 Liu Y Y, Cheng J P, Zhang L, *et al.* A low-cost dual energy CT system with sparse data[J]. Tsinghua Science and Technology, 2014, 19(2): 184-194.
- 13 Sidky E Y, Yu L F, Pan X C, *et al.* A robust method of X-ray source spectrum estimation from transmission measurements: Demonstrated on computer simulated, scatter-free transmission data[J]. Journal of Applied Physics, 2005, 97: 124701.
- 14 Zhang Huitao, Zhang Peng. X-ray spectrum estimation method from scanning data of computed tomography phantoms [J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(11): 1134001.
张慧滔, 张 朋. 基于计算层析成像扫描数据的 X 射线能谱估计方法[J]. 光学学报, 2013, 33(11): 1134001.