

基于光子计数探测器的 X 射线双能骨密度仪 投影分解算法

莫镜清^{1,2}, 徐品^{1*}, 孙明山¹

¹中国科学院苏州生物医学工程技术研究所, 江苏 苏州 215163;

²中国科学院大学, 北京 100049

摘要 对可应用于 X 射线骨密度仪的各种双能投影分解算法(包括曲面拟合法、查找表法、等值线拟合法、神经网络法)进行了对比研究。光子计数探测器具有高能量分辨率、低噪声的优点,由碲锌镉光子计数探测器系统进行投影数据采集可以提高分解精度。选用铝(Al)和聚甲基丙烯酸甲酯(PMMA)作为基材料,分别代表骨骼和软组织,对基材料不同厚度组合进行校准实验,建立高、低能投影数据查找表;分别使用上述投影分解算法建立反向查找表;在反向查找表的范围内选取了 9 个测试点,用上述分解方法分别进行分解,计算各种分解方法的分解偏差和运行时间并进行对比。结果表明,在分解精度上,曲面拟合法、查找表法、等值线拟合法、神经网络法对于 Al 的分解偏差分别为 0.11%~3.68%、0~2.86%、0.07%~3.23%、0.41%~4.18%, PMMA 的分解偏差则分别为 0.11%~3.42%、0.44%~5.33%、0.02%~2.83%、0.09%~4.89%。在分解速度方面,曲面拟合法和等值线拟合法高出其他两种方法约一个数量级。等值线拟合法不管是分解精度还是速度都具有较大的优势。

关键词 成像系统; X 射线骨密度测量; 物质分解; 光子计数探测器; 曲面拟合; 等值线拟合; 计数堆积

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.101102

Projective Decomposition Algorithms for X-Ray Dual-Energy Bone Densitometer Based on Photon Counting Detectors

Mo Jingqing^{1,2}, Xu Pin¹, Sun Mingshan¹

¹ Suzhou Institute of Biomedical Engineering and Technology, Chinese Academy of Sciences, Suzhou, Jiangsu 215163, China;

² University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract Four dual-energy projective decomposition algorithms that may be applied to the X-ray bone densitometry, including surface fitting method, lookup table method, contour fitting method, and neural network method, are studied and compared. The photon counting detector has high energy resolution and low noise. The projection data acquired by the multi energy bin photon counting detector on a bench-top imaging setup helps to improve the decomposition precision. Aluminum (Al) and polymethyl methacrylate (PMMA) are selected as the base materials to represent bone and soft tissue respectively. Combinations with different base material thicknesses are used for calibration experiments to build lookup tables for high energy and low energy projections. The four projective decomposition algorithms mentioned above are used to establish the inverse lookup table, nine test points are selected in table and are decomposed by the four decomposition algorithms, and the decomposition deviation and running time of various algorithms are calculated and compared. The results show that Al thicknesses with a bias of 0.11%-3.68%, 0-2.86%, 0.07%-3.23% and 0.41%-4.18%, PMMA thicknesses with a bias of 0.11%-3.42%, 0.44%-5.33%, 0.02%-2.83% and 0.09%-4.89% are estimated by the surface fitting method, the lookup table

收稿日期: 2017-05-13; **收到修改稿日期:** 2017-05-25

基金项目: 国家重点研发计划仪器专项(2016YFF0101303)

作者简介: 莫镜清(1994—),女,硕士研究生,主要从事骨密度仪算法方面的研究。E-mail: mojingqing15@mails.ucas.ac.cn

导师简介: 孙明山(1974—),男,博士,教授,主要从事 X 射线 CT 成像方面的研究。E-mail: sunmingshan@sibet.ac.cn

* **通信联系人.** E-mail: xup@sibet.ac.cn

method, the contour fitting method and the neural networks method, respectively. Compared to the lookup table method and the neural network method, the surface fitting method and the contour fitting method are faster by about an order of magnitude. The results suggest that the contour fitting method is superior in terms of decomposition accuracy and rate.

Key words imaging systems; X-ray bone densitometry; material decomposition; photon counting detectors; surface fitting; contour fitting; pulse pileup

OCIS codes 110.7440; 300.6560; 040.7480; 340.7440

1 引言

随着中国人口老龄化的日益加重,对骨密度仪的需求也越来越大,但目前国内高端骨密度仪市场已经被以美国 GE 为主的、采用新型光子计数探测器的国外公司占领,而国内较成熟的技术是基于 NaI 等电荷积分式闪烁体的探测器。光子计数探测器较传统的电荷积分式探测器有能量分辨率高、噪声小的优势,对于提高图像质量、信噪比和检测精度,降低辐射剂量有着重要意义^[1-2]。随着技术的发展,国内逐渐具备了自主研发的技术和能力,陕西迪泰克新材料有限公司开发了大体积单晶碲锌镉(CZT)生长工艺,清华大学开发了多通道的脉冲计数专用读出集成电路(ASIC),在此基础上本文研究了适用于骨密度测量的物质分解算法^[3]。

Chuang 等^[4]提出一种等值线拟合法和查找表法相结合的分解方法,先用等值线拟合的方法代替传统分解方法中的迭代法求解两个非线性方程,再用校准数据建立基材料查找表的方法代替传统的计算;Cardinal 等^[5]提出一种基于曲面拟合法的物质分解算法,即采用二次或者三次曲面对实验数据进行拟合,得到一个确定的表达式,利用此表达式对后续要分解的数据进行快速分解,之后这种方法便得到广泛应用;Alvarez 等^[6]提出了多能谱光子计数探测器的能谱分析法来进行物质分解,即用校准的方法使用线性化最大似然估计器来进行物质分解,其优点是不需要迭代也不需要系统的先验知识(如源的能谱、探测器的能谱响应、能区阈值设定)。Zimmerman 等^[7]对 Alvarez 等^[6]提出的分解方法和能谱估计法进行了比较。经过实验验证,Alvarez 等的方法中 Al 的分解偏差小于 3%,聚甲基丙烯酸甲酯(PMMA)的分解偏差是 0.5%~19%,能谱估计法中 Al 的分解偏差为 0.1%~58%,PMMA 的分解偏差为 0.6%~16%。Zimmerman 等^[8]用神经网络的方法对光子计数得到的多能谱信息进行了物质分解,介绍了如何确定神经网络的拓扑结构,并将神经网络法与传统的查找表法的分解结果进行了比较。李保磊等^[9]提出了一种基于投影匹配的双能计算机断层扫描(CT)投影分解算法。李磊等^[10]实现了一种基于等值线拟合法的物质分解,进行泰勒级数展开,采用粗粒度正向计算、细粒度反向求解的方法,获得了高精度的解析解。

综上所述,目前在物质分解方面主要用到的方法有曲面拟合法、查找表法、等值线拟合法和神经网络法,本文基于骨密度测量的背景,对这些方法的精度以及速度进行研究。

2 物质分解原理

物质分解通俗来说就是将未知物质分解成基材料的组合,从而得到未知物质各种信息(衰减系数、密度、原子序数等)的过程。假设基材料选用 Al、PMMA,那么针对衰减系数、密度、原子序数分别表示为

$$\mu = c_1\mu_{\text{Al}} + c_2\mu_{\text{PMMA}}, \quad (1)$$

$$\rho_e = c_1\rho_{e,\text{Al}} + c_2\rho_{e,\text{PMMA}}, \quad (2)$$

$$Z_{\text{eff}} = \left(\frac{c_1\rho_{e,\text{Al}}Z_{\text{Al}}^n + c_2\rho_{e,\text{PMMA}}Z_{\text{PMMA}}^n}{c_1\rho_{e,\text{Al}} + c_2\rho_{e,\text{PMMA}}} \right)^{\frac{1}{n}}, \quad (3)$$

式中 μ 为未知材料的衰减系数, ρ_e 为电子密度, Z_{eff} 为原子序数, μ_{Al} , μ_{PMMA} 为基材料的衰减系数, $\rho_{e,\text{Al}}$, $\rho_{e,\text{PMMA}}$ 为基材料的电子密度, Z_{Al} , Z_{PMMA} 为 Al、PMMA 的原子序数, c_1 , c_2 为分解系数, n 为常数 3.5。

另外,单能 X 射线的衰减规律可由 Beer 定律来描述:

$$I = I_0 \exp[-(\tau + \sigma + \sigma_\gamma)L] = I_0 \exp(-\mu L), \mu = \tau + \sigma + \sigma_\gamma, \quad (4)$$

式中 I 与 I_0 分别为出射 X 光子强度与入射 X 光子强度, τ 为该能量下 X 光子与物质发生光电效应的衰减系数, σ 为康普顿效应的衰减系数, σ_γ 为相干散射的衰减系数, L 表示穿过物体的厚度, μ 为穿过物质材料的线性衰减系数,单位为 cm^{-1} 。对于一个由多种均一物质组成的非均一混合物,Beer 定律可以等效为各个物

质衰减的叠加,数学表达式为

$$I = I_0 \exp(-\mu_1 L_1) \exp(-\mu_2 L_2) \cdots \exp(-\mu_n L_n) = I_0 \exp\left(-\sum_{n=1}^N \mu_n L_n\right). \quad (5)$$

所以,在人体骨密度的测量中,可以将人体看作由骨组织与软组织组成的非均一混合物,将两者的衰减进行叠加。因为等效原子序数相近的物质对 X 射线的吸收有相似的规律,所以选择用有机玻璃来代替软组织,用铝来代替骨组织^[11]。在实际情况下,X 射线多为一个能量区间内的广谱形式, μ 是一个随着能量变化而变化的参数,且研究中通过设置电子学阈值,利用光子计数探测器将广谱 X 射线分成高、低能两个能区,故引出广谱 X 射线高、低能的衰减规律,即:

$$P_H = \int S_H(E) \exp[-C_1 \mu_{Al,H} - C_2 \mu_{PMMA,H}] dE, \quad (6)$$

$$P_L = \int S_L(E) \exp[-C_1 \mu_{Al,L} - C_2 \mu_{PMMA,L}] dE, \quad (7)$$

$$M_b = C_1 \rho_{Al}, \quad (8)$$

式中 P_L 、 P_H 为高、低能投影; $S_L(E)$ 、 $S_H(E)$ 为高、低能能谱; $\mu_{Al,L}$ 、 $\mu_{PMMA,L}$ 、 $\mu_{Al,H}$ 、 $\mu_{PMMA,H}$ 分别为基材料在高、低能下的衰减系数; C_1 、 C_2 分别为基材料的分解系数 c_1 、 c_2 的线积分,可理解为基材料的厚度,如有需要可由多角度采得的 C_1 、 C_2 进行滤波反投影重建得到 c_1 、 c_2 ; M_b 为骨密度; ρ_{Al} 为 Al 的体密度。但是由于本文研究物质分解算法的目的是要利用其计算骨密度,所以只需计算出待分解物质所对应的基材料厚度 C_1 、 C_2 ,再与给定的基材料体密度相乘便可得到基材料的面密度,其中 Al 的面密度可近似为骨密度。因此,问题的关键是利用高、低能投影数据 P_L 、 P_H 求解基材料厚度 C_1 、 C_2 ,即物质分解的过程。

3 实验与方法

3.1 实验环境与条件

实验平台如图 1(a)所示,其中源到探测器的距离为 1320 mm,源到置物台的距离为 675 mm,源和探测器可由电机控制同步上下移动,实现对物体的平扫。图 1(b)是 CZT 探测器模块,CZT 晶体由陕西迪泰克新材料有限公司研制,饱和计数率大于 $10^8 \text{ mm}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$,200 V 电压下探测器漏电流小于 50 pA,共有 128 个像素通道,每个像素的大小为 $0.8 \text{ mm} \times 1.8 \text{ mm}$;ASIC 由清华大学研制,芯片中每个像素的基本电路包括探测器信号的放大、幅度甄别和计数器等功能单元。

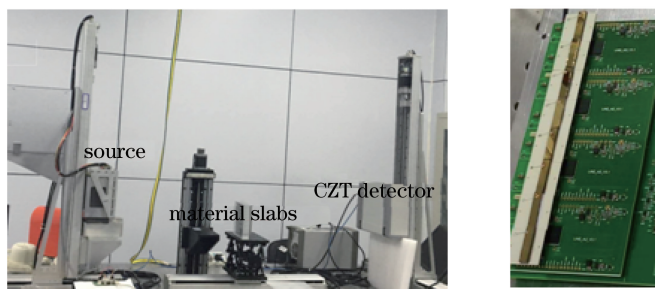


图 1 (a)实验平台;(b) CZT 探测器模块

Fig. 1 (a) Experimental platform; (b) CZT detector module

广谱 X 射线会引起厚度效应与射线束硬化效应^[12],改变 X 射线在穿透物质时的衰减性,从而使物质分解的过程产生偏差。在 X 射线源前端放置 4 mm 厚的 Al 片,将能量较低的 X 射线阻挡,让能量较高的 X 射线通过,这样可在一定程度上消减射线束硬化效应。同时,根据 CZT 材料的特殊性质和 ASIC 电路的特性可知,探测器的计数率是存在上限的,当两个连续光子到达探测器的时间差小于系统的死时间时,两个光子无法区分开来,被当作能量更大的单个光子进行处理,造成脉冲堆积效应,从而无法获得正确的能谱信息。为保证探测器工作在线性区,必须在校准实验前给 X 射线源选取最佳工作电压、电流,并确定光子计数探测器高、低能区的阈值。具体步骤如下:

1) 光子计数探测器各像素的能量-阈值校准。由于 CZT 晶体制作工艺的差别,各探测器像素间会存在

不一致性,为了降低各探测器像素间的不均匀性,根据 Taguchi 等^[13]提出的能量标定方法,用 X 光机对光子计数探测器的阈值进行校准,分别为每个探测器像素建立阈值和能量之间的——对应关系,探测器像素的对应关系如图 2(a)所示,对 4 个红点进行最小二乘直线拟合得到图 2(a)中的直线,两者之间的相关系数高达 0.997。这样便可得到能量与阈值之间的表达式为

$$T = KE + V, \quad (9)$$

式中 T 、 E 分别为阈值和能量, K 、 V 分别为一次项关系式中的两个系数。通过(9)式可为各探测器像素计算同一能量下分别对应的阈值。

2) 探测器高、低能区阈值的选择。目前市场上骨密度仪的管电压均设置在 80 kVp(千伏峰值,下同)左右,本文亦选取此管电压经验值,图 2(b)为某探测器像素扫描得到的管电压为 80 kVp 的能谱图。高、低能区阈值的选择直接影响分解精度, Alvarez 等^[6]指出当高、低能区获得的计数值能尽量平分总体计数值时,可以达到最好的效果。故选取经验值 32 mV 作为区分高、低能区的阈值,并选定 20 mV 作为低能区的阈值,即低能区的范围为 20~32 mV,高能区的范围为 32~80 mV,从而滤掉暗电流带来的噪声。但由于各个探测器像素之间存在不一致性,故需要根据步骤 1) 得到的能量与阈值之间的对应关系[(9)式],计算各个探测器像素在阈值分别为 20, 32, 80 mV 时对应的能量,并求得平均能量 \bar{E} ,最后再将其代入(9)式求出每个探测器像素对应的阈值。平均能量计算公式为

$$\bar{E} = \frac{\sum_{i=1}^N E(i)}{N}, N = 128, \quad (10)$$

式中 $E(i)$ 为每个像素通道的能量。

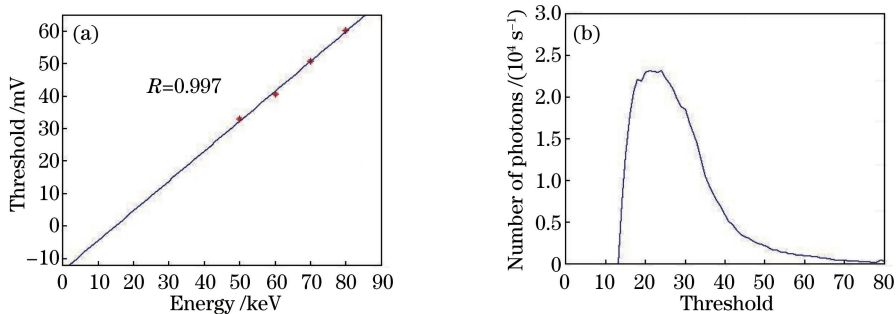


图 2 (a) 第 58 个像素的阈值和能量关系; (b) 管电压为 80 kVp、管电流为 3 mA、Al 滤过片厚度为 4 mm 时的能谱分布

Fig. 2 (a) Threshold versus energy for the 58th pixel; (b) energy spectrum when tube voltage is 80 kVp, tube current is 3 mA, and Al filter is 4 mm thick

3) 为使探测器在线性区工作,光子流量(管电流)的选择应遵循以下原则。在管电压为 80 kVp 的条件下,管电流由 2 mA 增加到 8 mA,步长为 1 mA,分别得到高、低能下的计数值,并用实验数据拟合出真实的线性计数曲线以及 20% 损失计数线^[14],如图 3 所示。由图 3(a)可以看出,在 5 mA 时探测器低能区有 20% 的损失计数;由图 3(b)可以看出,在 6 mA 时探测器高能区有 20% 的损失计数率;而在 3 mA 时高、低能区

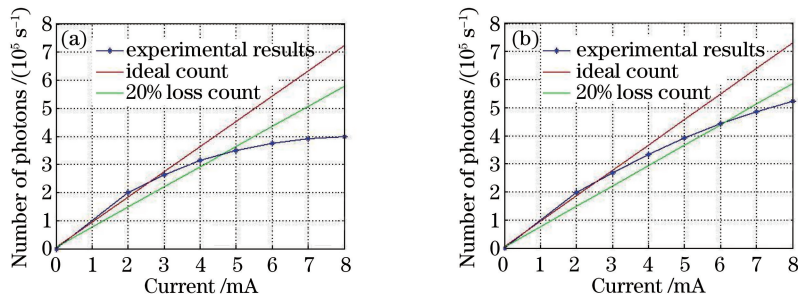


图 3 探测器 (a) 低能区和 (b) 高能区计数率非线性曲线

Fig. 3 Non-linear curves of the detectors in (a) low energy region and (b) high energy region

都工作在线性区,且两个能区的计数率非常接近,都在 $2.7 \times 10^5 \text{ s}^{-1}$ 左右,进一步验证了步骤2)高、低能区阈值选择的正确性,所以确定管电流为 3 mA。

实验平台中源到探测器的距离以及源到物体的距离将会根据具体应用做出相应的调整,但是只要依照步骤1)~3),便可针对具体情况重新确定合适的工作条件。

3.2 标定实验

表1所示为Al和PMMA的厚度步长。对不同厚度的两种基材料两两组合进行投影,得到高、低能投影数据 P_H 、 P_L ,在高、低能谱下分别预建立基材料厚度-投影查找表,用于后续物质分解,如图4所示,其中 P_{H1} 、 P_{L1} 分别为经过空气高、低能投影数据 (P_{H0} 、 P_{L0}) 矫正并求负对数后的结果,即 $P_{H1} = -\ln(P_H/P_{H0})$, $P_{L1} = -\ln(P_L/P_{L0})$ 。得到图4所示的基材料厚度-投影关系后,将高、低能投影值作为自变量,基材料厚度作为因变量,可得到投影值-基材料厚度反向查找表。

表1 校准实验中基材料Al和PMMA的变化步长

Table 1 Steps of Al and PMMA in the calibration experiment

Step	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Al /mm	0	2	5	10	15	20	25	30		
PMMA /mm	0	5	10	15	20	25	30	40	50	60

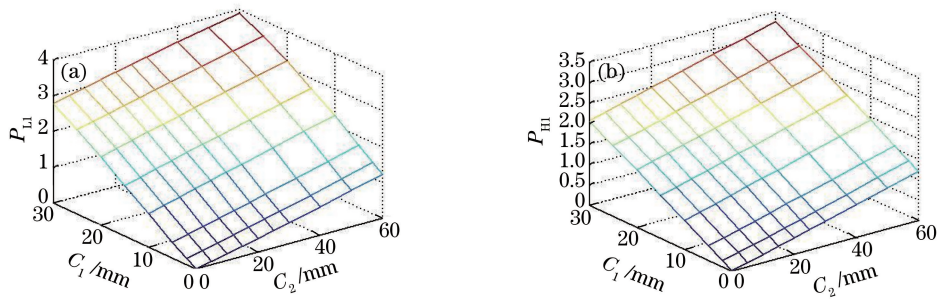


图4 (a)低能投影和(b)高能投影在分解系数投影组合下的空间分布示意图

Fig. 4 Spatial distribution diagrams of (a) low energy and (b) high energy projections with the combination of projection decomposition coefficients

3.3 测试实验

在标定实验的基材料厚度范围内,选取9个测试点,这9个点的Al与PMMA厚度组合如表2所示,并选取与标定实验相同的实验条件,即管电流 3 mA,管电压 80 kVp,低能区平均范围 20~32 mV,高能区平均范围 32~80 mV,以及 4 mm 厚 Al 过滤层。对9个测试点分别进行投影得到高、低能区投影数据 P'_H 、 P'_L 。

表2 9个测试点的Al与PMMA厚度组合

Table 2 Combination of Al and PMMA thickness for 9 testing points

PMMA thickness /mm	Point No.		
	7 mm Al	17 mm Al	27 mm Al
15	Point 1	Point 2	Point 3
35	Point 4	Point 5	Point 6
45	Point 7	Point 8	Point 9

3.4 物质分解方法

3.4.1 曲面拟合法

曲面拟合法即对投影值-基材料厚度反向查找表进行曲面拟合,直接得到基材料厚度关于投影数据的函数表达式,可选取二次多项式、三次多项式等函数对曲面进行拟合。经过比较,最终确定使用拟合误差最小的三次多项式来拟合曲面,

$$C_1 = A(1) \times P_{L1} + A(2) \times P_{H1} + A(3) \times P_{L1}^2 + A(4) \times P_{H1}^2 + A(5) \times P_{L1} \times P_{H1} + A(6) \times P_{L1}^3 + A(7) \times P_{H1}^3, \quad (11)$$

$$C_2 = B(1) \times P_{L1} + B(2) \times P_{H1} + B(3) \times P_{L1}^2 + B(4) \times P_{H1}^2 + B(5) \times P_{L1} \times P_{H1} + B(6) \times P_{L1}^3 + B(7) \times P_{H1}^3, \quad (12)$$

式中 A 和 B 分别为两个拟合曲面的系数。数学模型建好后,令各点间的拟合误差和作为目标函数,为系数 A 、 B 设置一组初值并代入目标函数求出相应的数值,再用最优化方法更新系数 A 、 B ,求出目标函数的值,再更新系数,不断迭代,直至找到目标函数的极小值点,此时的系数 A 、 B 即为(11)、(12)式的最佳解。由此可得到基材料厚度关于投影数据的函数表达式,即可由未知物质的高、低能投影数据直接计算出对应的基材料厚度。

3.4.2 查找表法

由图 4 可得厚度-投影的两个查找表,可以看出由于数据较少,用查找表进行物质分解会产生较大的误差。要保证精度,就需在物质分解之前先对两个厚度-投影查找表进行曲面插值,如图 5 所示,并且插值的步长会影响分解的精度。

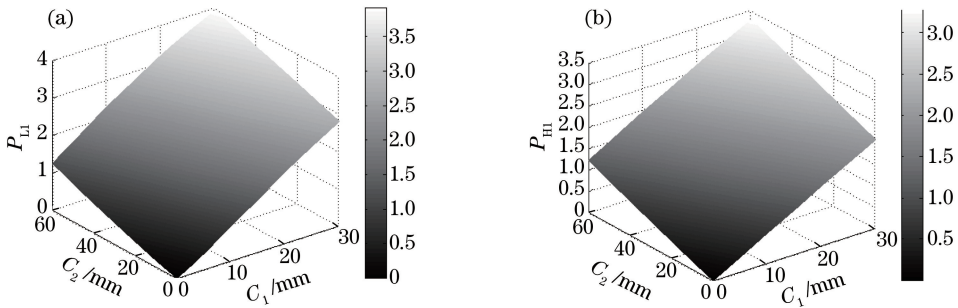


图 5 插值后(a)低能投影和(b)高能投影在分解系数投影组合下的空间分布示意图

Fig. 5 Spatial distribution diagrams of (a) low energy and (b) high energy projections after interpolation with the combination of projection decomposition coefficients

遍历两个插值后的厚度-投影查找表,直至找到一个点 (i_0, j_0) ,使得

$$f(i_0, j_0) = \operatorname{argmin} [P_{H1}(i, j) - P'_H]^2 + [P_{L1}(i, j) - P'_L]^2 \quad (13)$$

最小,此时 (i_0, j_0) 所在位置对应的 C_1 、 C_2 分别为分解所求的基材料 Al、PMMA 的厚度。(13)式中 P'_H 、 P'_L 为未知物质的高、低能投影, P_{H1} 、 P_{L1} 分别为图 4 中点 (i_0, j_0) 对应的高、低能投影数据。

3.4.3 等值线拟合法

由图 4 可以得到两个厚度-投影查找表,同样需先对该曲面进行插值,得到图 5。假设给定一组未知物质的高低能投影 P'_H 、 P'_L ,则可根据未知物质的高能投影 P'_H 在插值后的曲面中得到一条高能等值线,即平面 $P_{H1} = P'_H$ 与插值后的曲面的交线,再将这条高能等值线在底平面 (C_1 、 C_2 组成的坐标系) 上进行投影,如图 6(a) 所示。同样,可根据未知物质的低能投影 P'_L 在插值后的曲面中得到一条低能等值线,即平面 $P_{L1} = P'_L$ 与插值后的厚度-低能投影曲面的交线,也将这条低能等值线向 C_1 、 C_2 坐标系进行投影,如图 6(b) 所示。

经过上述步骤,即可将两条等值线投影到同一个坐标系中,故两条投影等值线在同一坐标系的交点即为

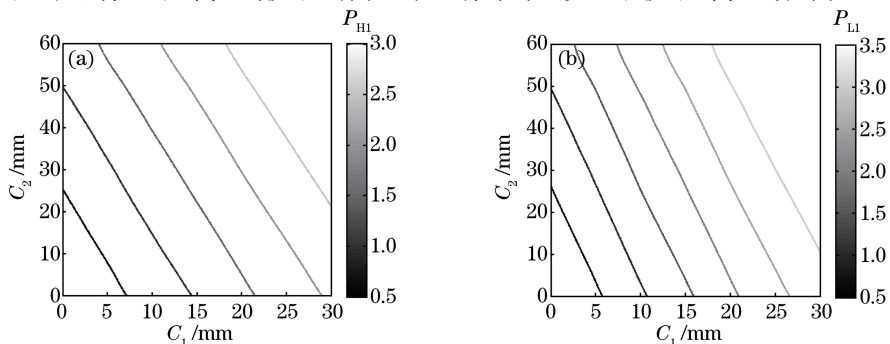


图 6 (a)高能投影等值线和(b)低能投影等值线的空间分布示意图

Fig. 6 Spatial distribution diagrams of (a) high energy and (b) low energy projection contours

分解结果。如图 6 所示,投影等值线近似直线,先近似它为直线并分别对两条投影等值线进行一次项直线拟合,发现拟合后的直线与原投影等值线的相关系数高达 0.99,与 1 非常接近,因此用直线来拟合投影等值线,物质分解问题由两个曲面的求解问题简化为两条直线的求解问题。

3.4.4 神经网络法物质分解

神经网络的结构如图 7 所示,用校准实验中的高、低能投影数据 P_{H1} 、 P_{L1} 作为神经网络的输入 X ,用两种基材料的厚度 C_1 、 C_2 作为神经网络的输出 Y ,训练得到一个 2 输入、2 输出的网络。

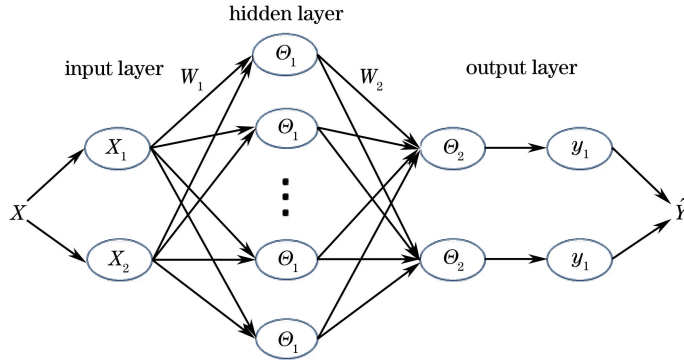


图 7 神经网络结构

Fig. 7 Structure of neural network

由于此处曲面不复杂,采用一层隐藏层的训练便可得到较理想的结果,用多个隐藏层时不仅会增加训练时间,而且有可能造成过学习的情况,反而影响预测准确性。神经网络结构如图 7 所示,用公式可表示为

$$\hat{Y} = F_{W, \Theta}(X) = f_{\text{linear}} [W_2 f_{\text{sigmoid}}(W_1 X + \Theta_1) + \Theta_2], \quad (14)$$

式中 X 为输入, W_1 、 Θ_1 分别为输入层到隐藏层的权重和阈值, W_2 、 Θ_2 分别为隐藏层到输出层的权重和阈值, f_{sigmoid} 为隐藏层的 sigmoid 激活函数, $f_{\text{sigmoid}}(x) = 1/[1 + \exp(-x)]$, f_{linear} 为输出层的线性激活函数。利用 Levenberg-Marquardt 算法不断迭代,直到为各层找到一组最佳权值和阈值使得代价函数最小,代价函数即为网络的训练估计输出与真实输出样本之间的均方差,即:

$$J(W, \Theta) = \min_{W, \Theta} \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sum_{k=1}^2 [F_{W, \Theta}(x_k^{(i)}) - y_k^{(i)}]^2, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad (15)$$

式中 $F_{W, \Theta}(x_k^{(i)})$ 为网络估计的输出, $x^{(i)}$ 、 $y^{(i)}$ 分别为训练样本对的输入和输出,共 m 个样本。为隐藏层选取合适的神经元数目,分别设置神经元数目为 5~15,比较不同神经元数目训练得到的网络对实验数据的预测误差和,找到预测误差最小的神经元数目。经过比较,确定神经元数目为 9 时预测误差和最小。将待分解物质(9 个测试点)的高、低能投影数据 P'_{H1} 和 P'_{L1} 输入到训练好的网络模型中,便可预测对应的两种基材料厚度,实现物质分解。

4 结果与分析

分别用上述分解方法对 9 个测试点的高、低能投影数据进行分解得到等效的基材料厚度,各种方法的分解结果如图 8(a) 所示。由于 9 个测试点对应的真实基材料厚度已知,故可计算出两者之间的相对误差即偏差 E_{bias} 。用偏差作为评价各种方法的数学指标,偏差的计算公式为

$$E_{\text{bias}} = \frac{|T_{\text{true}} - T_{\text{decompose}}|}{T_{\text{true}}} \times 100\%, \quad (16)$$

式中 T_{true} 为 Al 或 PMMA 的真实厚度, $T_{\text{decompose}}$ 为分解得到的 Al 或 PMMA 的厚度。

分解偏差如表 3 所示,曲面拟合法中 Al 的分解偏差为 0.17%~3.2%, PMMA 的分解偏差为 0.18%~3.95%;查找表法中 Al 的分解偏差为 0%~2.86%, PMMA 的分解偏差为 0.44%~5.33%;等值线拟合法中 Al 的分解偏差为 0.07%~3.23%, PMMA 的分解偏差为 0.02%~2.83%;神经网络法中 Al 的分解偏差为 0.41%~4.18%, PMMA 的分解偏差为 0.09%~4.89%。可以看出测试点 1 的误差明显大于其他

测试点,原因之一是测试点 1 的高、低能投影数值较小,受噪声影响较大;其二,测试点 1 的高、低能投影数值在图 3 投影-基材料厚度查找表中位于下方角落位置,拟合时没有周围点提供的信息,故拟合误差较大。图 8(a)所示为各种分解方法中 Al 和 PMMA 分解误差柱状图,可以观察到 Al 的分解精度普遍高于 PMMA 的分解精度。表 4 列出了各种分解算法所需的运行时间,可以看出,查找表法速度最慢,曲面拟合法和等值线法最快。

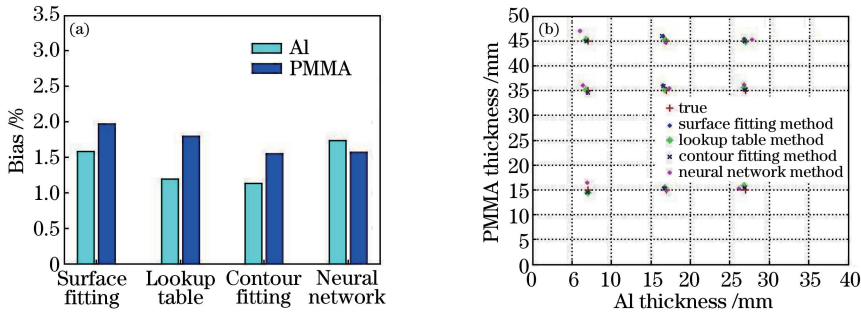


图 8 (a)四种分解方法得到的 Al 和 PMMA 分解误差;(b) 9 个测试点估计的 Al 和 PMMA 基材料厚度

Fig. 8 (a) Decomposition error of Al and PMMA for four decomposition algorithms;

(b) estimated thicknesses of Al and PMMA for 9 test points

表 3 四种分解算法得到的 Al 和 PMMA 的分解误差

Table 3 Decomposition error of Al and PMMA for four decomposition algorithms

%

Algorithm	Material	Decomposition error								
		Point 1	Point 2	Point 3	Point 4	Point 5	Point 6	Point 7	Point 8	Point 9
Surface fitting	Al	0.11	0.92	3.68	1.71	2.74	3.02	0.57	0.56	0.89
	PMMA	2.79	1.17	0.11	3.19	2.91	2.16	3.42	1.02	0.93
Lookup table	Al	0.00	2.86	2.86	1.18	1.18	1.18	0.74	0.74	0.00
	PMMA	4.00	0.57	0.44	2.67	0.57	0.44	5.33	1.71	0.44
Contour fitting	Al	0.32	0.07	1.90	1.60	2.31	3.23	0.25	0.11	0.35
	PMMA	2.83	1.17	0.05	2.19	2.36	2.22	2.71	0.36	0.02
Neural network	Al	2.12	0.41	3.40	0.82	4.18	1.30	0.57	1.45	1.39
	PMMA	0.44	1.41	2.11	2.77	1.72	0.09	4.89	0.14	0.53

表 4 各种分解算法运行时间的对比

Table 4 Comparison of computation time required for four decomposition algorithms

Algorithm	Surface fitting	Lookup table	Contour fitting	Neural network
Time /ms	6.628	72.833	6.527	28.661

5 结 论

对四种分解算法的精度及速度进行了对比。其中,曲面拟合法是主流方法,只需根据预建立的厚度-投影曲面,用最优化方法拟合出一个关于投影数据与分解系数(厚度)的曲面表达式,后续只需根据物体的扫描投影,便可直接由投影-厚度表达式计算基材料的厚度,这种方法高效省时,不存在无解的情况,因此广泛应用于商业产品中。相反,使用查找表法时,每次物质分解时都需遍历整个厚度-投影曲面,找出一个投影误差最小的点,大大增加了程序运行时间,降低了分解效率,但查找表法简单、易于实现,且不存在无解的情况,其分解误差相对来说很小。等值线拟合法经过近似将曲面求解问题简化为求等值线交点的问题,避免了查找表法的大工作量,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,与查找表法相比分解速度提高了约一个数量级。神经网络法物质分解快速、方便,但最好与其他启发式算法(遗传算法、粒子群算法)结合使用,为网络确定一个比较好的初值。

就目前的实验结果来看,等值线拟合法相比于其他算法都有较大的优势,可应用到骨密度的测量中,以

提高骨密度的测量精度和速度。当然,研究还存在很多需要改进的地方。比如在实验条件方面,对于一个连续渐变的能谱而言,探测器所探测的各能区之间的平均能量差异相对较低、能区内单色性差,造成能区信息独立性较差,故在以后的工作中需要添加特殊材料过滤器对能谱进行滤过成形,得到单色性更好的能谱;在研究工作方面,今后要对实际的骨密度模体进行物质分解,研究算法对骨密度的分辨本领。还需要从双能谱投影成像向多能谱投影成像努力,以提高能量分辨率。

参 考 文 献

- [1] Hao Jia, Zhang Li, Chen Zhiqiang, *et al.* Multi-energy X-ray imaging technique and its application in computed tomography[J]. *CT Theory and Applications*, 2011, 20(1): 141-150.
郝佳, 张丽, 陈志强, 等. 多能谱 X 射线成像技术及其在 CT 中的应用[J]. *CT 理论与应用研究*, 2011, 20(1): 141-150.
- [2] Xu Pin, Chen Shi, Yuan Gang, *et al.* Study of spectral CT based on a photon counting detector[J]. *CT Theory and Applications*, 2015, 24(6): 819-825.
徐品, 陈爽, 袁刚, 等. 基于光子计数探测器的能谱 CT 的研究[J]. *CT 理论与应用研究*, 2015, 24(6): 819-825.
- [3] Chen Xinwen, Yang Kuntao. Measuring technique of dual energy X-ray bone density based on CZT detector[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2006, 33(11): 65-68.
陈新文, 杨坤涛. 基于 CZT 探测器的双能 X 射线骨密度测量技术[J]. *光电工程*, 2006, 33(11): 65-68.
- [4] Chuang K S, Huang H K. A fast dual-energy computational method using iso-transmission lines and table lookup[J]. *Medical Physics*, 1987, 14(2): 186-192.
- [5] Cardinal H N, Fenster A. An accurate method for direct dual-energy calibration and decomposition[J]. *Medical Physics*, 1990, 17(3): 327-341.
- [6] Alvarez R. Estimator for photon counting energy selective X-ray imaging with multibin pulse height analysis[J]. *Medical Physics*, 2011, 38(5): 2324-2334.
- [7] Zimmerman K C, Sidky E Y, Schmidt T G. Experimental study of two material decomposition methods using multi-bin photon counting detectors[C]. *SPIE*, 2014, 9033: 90333G.
- [8] Zimmerman K C, Schmidt T G. Experimental comparison of empirical material decomposition methods for spectral CT[J]. *Physics in Medicine & Biology*, 2015, 60(8): 3175-3191.
- [9] 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.
- [10] Li Lei, Wang Linyuan, Cai Ailong, *et al.* Projection decomposition algorithm for X-ray dual-energy computed tomography based on isotransmission line fitting[J]. *Acta Optica Sinica*, 2016, 36(8): 0834001.
李磊, 王林元, 蔡爱龙, 等. 基于等值线拟合的 X 射线双能 CT 快速投影分解算法[J]. *光学学报*, 2016, 36(8): 0834001.
- [11] Li Chan. Research on a wide fan-beam dual energy X-ray absorptiometry[D]. Beijing: Tsinghua University, 2014.
李婵. 宽扇束双能 X 射线骨密度仪研究[D]. 北京: 清华大学, 2014.
- [12] Zhang Jin. A study on material identification method based on the characteristics of X-ray[D]. Nanjing: Southeast University, 2015.
张进. 基于 X 射线特性的物质识别方法研究[D]. 南京: 东南大学, 2015.
- [13] Taguchi K, Zhang M X, Frey E C, *et al.* Modeling the performance of a photon counting X-ray detector for CT: energy response and pulse pileup effects[J]. *Medical Physics*, 2011, 38(2): 1089-1102.
- [14] Barber W C, Nygard E, Iwanczyk J S. Characterization of a novel photon counting detector for clinical CT: count rate, energy resolution, and noise performance[C]. *SPIE*, 2009, 7258: 725824.