

基于蒙特卡罗方法与人体模型的硼中子俘获治疗硼浓度在线监测方法

侯振峰¹, 耿长冉^{1,2,3}, 田锋¹, 赵胜¹, 汤晓斌^{1,2,3}

1. 南京航空航天大学核科学与技术系, 江苏 南京 211106; 2. 空间核技术应用与辐射防护工业和信息化部重点实验室, 江苏 南京 211106; 3. 南京航空航天大学先进粒子放射治疗国际合作联合实验室, 江苏 南京 211106

【摘要】针对现有的技术难以实现硼浓度在线分布实时监测, 提出一种基于康普顿相机的双能瞬发 γ 硼浓度在线监测方法, 并利用蒙特卡罗模拟对其可行性进行验证, 实现了利用生成对抗网络算法快速提升康普顿相机重建图像质量的方法, 训练后的网络可在0.83 s内优化原始图像, 与反投影重建图像相比更接近真实的瞬发伽马分布图像; 搭建双能瞬发 γ 硼浓度监测系统模型实现了基于新方法的硼浓度分布计算, 肿瘤区域平均硼浓度计算结果为86.91 ppm, 正常组织区域硼浓度为18.37 ppm, 肿瘤区域硼浓度与正常组织区域的硼浓度比值平均为4.75, 硼浓度比值的计算误差为5.00%, 该结果验证了双能瞬发 γ 硼浓度监测新方法的可行性, 为硼中子俘获治疗硼浓度在线监测方法提供了新的思路和理论指导。

【关键词】硼中子俘获治疗; 蒙特卡罗; 生成对抗网络; 硼浓度监测

【中图分类号】R312; TL99

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2023)03-0278-08

Online BNCT boron concentration monitoring method based on Monte Carlo simulation and human body model

HOU Zhenfeng¹, GENG Changran^{1,2,3}, TIAN Feng¹, ZHAO Sheng¹, TANG Xiaobin^{1,2,3}

1. Department of Nuclear Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China; 2. Key Laboratory of Nuclear Technology Application and Radiation Protection in Astronautics, Nanjing 211106, China; 3. Joint International Research Laboratory on Advanced Particle Therapy, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China

Abstract: The existing technology is difficult to realize real-time and online monitoring of boron concentration distribution. Therefore, a novel method for the online monitoring of boron concentration based on Compton camera for dual-energy prompt gamma imaging is proposed, and its feasibility is verified with Monte Carlo simulation. The proposed method uses generative adversarial network to quickly improve the quality of the reconstructed image of Compton camera. The trained network can optimize the original image within 0.83 s, and compared with the reconstructed image with back projection, the optimized image is closer to the real prompt gamma distribution image. The calculation of boron concentration distribution using the proposed method is realized on the constructed model of dual-energy prompt gamma detection based boron concentration monitoring system. The calculated average boron concentration is 86.91 ppm in the tumor area, and 18.37 ppm in the normal tissue area. The calculated average ratio of the boron concentration in the tumor area to that in the normal tissue area is 4.75, with a calculation error of 5.00%, which verifies the feasibility of the novel method for boron concentration monitoring based on dual-energy prompt gamma detection. The study provides new ideas and theoretical guidance for the online monitoring of boron concentration in boron neutron capture therapy.

Keywords: boron neutron capture therapy; Monte Carlo; generative adversarial network; boron concentration monitoring

【收稿日期】2022-07-19

【基金项目】国家自然科学基金重点国际(地区)合作研究项目(12220101005)

【作者简介】侯振峰, 硕士研究生, 研究方向: 核技术及应用, E-mail: houzhenfeng@nuaa.edu.cn

【通信作者】耿长冉, 副教授, 研究方向: 核科学与技术, E-mail: gengchr@nuaa.edu.cn

前言

随着社会经济水平的发展, 人口老龄化、工业化与城镇化的进程逐渐加快, 我国癌症发病率逐年上升, 且死亡率较高, 癌症对中国人民的威胁愈发不可忽视^[1-2]。硼中子俘获治疗(BNCT)是一种结合靶向硼药的先进放射治疗方式, 可以选择性损伤肿瘤细胞并且避免对

正常组织造成伤害,成为当前备受关注的先进放射治疗技术之一。目前,中国、日本、芬兰、意大利等国正积极推进AB-BNCT设施的研发和建设,国内南京航空航天大学、中国科学院高能物理研究所等单位已先后开展BNCT领域相关研究^[3-4]。监测病人体内的硼浓度分布以评估治疗剂量是准确评价BNCT治疗效果的重要手段,硼浓度的测量一直是BNCT领域的研究热点,目前国内外学者提出多种硼浓度测量技术,这些方法总体上可归纳为离线测量方法和在线测量方法^[5-6]。离线方法是在BNCT治疗前测量硼浓度,无法实时精确地反映治疗过程中人体内硼浓度分布情况,因此无法用于在线硼浓度监测。在线测量方法主要是在BNCT治疗过程中,通过瞬发 γ 单光子断层成像(PG-SPECT)测量中子与 ^{10}B 反应发出的0.478 MeV γ 射线得到硼剂量在体内的分布情况^[7-8]。但由于较厚的机械准直器设计严重影响了探测效率与空间分辨率,使得完成一次成像所需要的测量时间较长。而一种基于电子准直的伽马相机—康普顿相机不需要准直器,探测效率较高且可探测能量范围广,但其成像质量较差^[9-10]。此外,该方法测得的是硼剂量并非硼浓度,硼剂量只占BNCT总剂量的60%~80%,无法得到较为精确的硼浓度分布信息。Tian等^[11]提出一种通过同时测量0.478 MeV/2.224 MeV两种能量的瞬发伽马分布来计算硼浓度的方法,并根据理论进行推导证明。

本文搭建了基于康普顿相机探测双能瞬发 γ 的BNCT在线硼浓度监测模型,并研究通过生成对抗网

络(GAN)快速提高康普顿相机成像精度的方法,实现了基于双能瞬发 γ 探测方法的硼浓度计算,对其在人体模型内应用的性能进行分析研究,为BNCT硼浓度在线监测方法提供新的思路和理论指导。

1 数据与方法

1.1 双能瞬发 γ 在线硼浓度监测新方法原理

BNCT的基本原理是将含 ^{10}B 药物注入患者体内^[9],含 ^{10}B 药物靶向性地聚集于肿瘤细胞内后,使用热/超热中子束对病人进行照射,中子被 ^{10}B 俘获发生 $^{10}\text{B}(n, \alpha)^7\text{Li}$ 反应产生0.478 MeV瞬发 γ 射线,中子与H发生俘获反应产生2.224 MeV瞬发 γ 射线,两种 γ 射线产额都处于较高水平。双能瞬发 γ 在线硼浓度监测新方法主要针对这两种特征瞬发 γ 射线进行探测和分析^[11],该方法通过下式计算单位体积内硼浓度 w_{B} :

$$w_{\text{B}} = \frac{N_{0.478 \text{ MeV}}}{N_{2.224 \text{ MeV}}} \times K \times w_{\text{H}} \times \frac{M_{\text{B}}}{M_{\text{H}}}, K = \frac{\sigma_{2.224 \text{ MeV}}(E)}{\sigma_{0.478 \text{ MeV}}(E)} \quad (1)$$

其中, $N_{0.478 \text{ MeV}}$ 、 $N_{2.224 \text{ MeV}}$ 是两种瞬发 γ 产额, K 是中子与H和 ^{10}B 的反应截面比值, M_{B} 是 ^{10}B 的摩尔质量, M_{H} 是H的摩尔质量, w_{H} 是氢浓度。对于BNCT射束中子能量范围内,中子与H和 ^{10}B 的俘获反应截面比值几乎具有恒定的比值 K ,如图1所示。由此,在已知体素内氢浓度和两种特征能量(0.478和2.224 MeV)的 γ 射线产额的前提下,根据式(1)可得到对应体素内硼浓度信息。

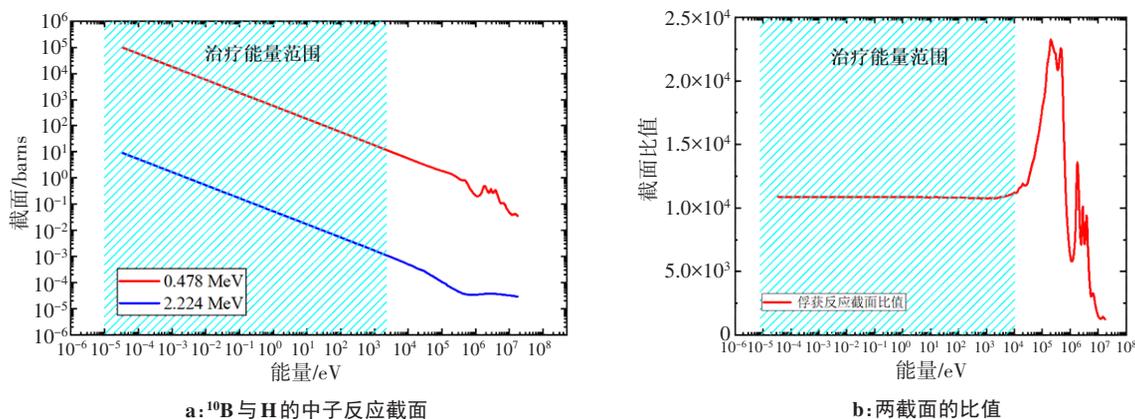


图1 ^{10}B 与H的中子反应截面及其比值

Figure 1 Neutron reaction cross section of ^{10}B and H and the ratio

伽马射线产额分布可以通过康普顿相机检测,而H浓度分布信息可以通过双能CT图像获得。通过双能CT的材料分解得到基材料图像,然后根据基材料的氢含量计算H浓度分布^[12]。本文采用蒙特卡罗模拟方法,实现了基于双能瞬发 γ 探测的硼浓度监

测系统的构建。采用CZT康普顿相机探测BNCT过程中的0.478 MeV/2.224 MeV瞬发 γ ,利用GAN网络快速提升图像质量,再结合H浓度信息反推得到硼浓度分布信息,具体计算过程如图2所示。

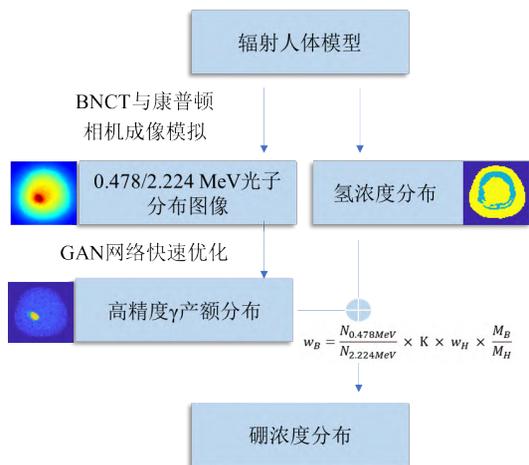


图2 双能瞬发γ在线硼浓度监测新方法实现过程
Figure 2 Realization process of the novel method for online monitoring of boron concentration

1.2 蒙特卡罗模拟

1.2.1 BNCT模拟 使用蒙特卡罗软件 Geant4 模拟头部颈部肿瘤病例的BNCT过程获取光子产额信息,模拟康普顿相机获取探测数据,模拟中使用的物理列表是FT-FP_BERT_HP,加入热中子散射物理过程 G4NeutronHPThermalScattering以保证中子束流中的热中子部分与氢元素发生反应时γ射线产额的准确性^[13],分别模拟了Snyder头部模型和基于真实病例的人体头颈部肿瘤模型以验证双能康普顿相机探测硼浓度的准确性^[14]。在Snyder头部模型中设置了不同形状的统一介质硼小球作为肿瘤,硼浓度设为100 ppm;模型的其余位置设置为软组织,硼浓度设置为10 ppm。对于真实病例模型,将标记为肿瘤的体素设置硼浓度为18 ppm,其余正常组织体素中的硼浓度设置为90 ppm,使用加速器中子源进行照射。模型布局如图3所示,加速器中子源直径为12 cm,照射方向为自上而下,肿瘤患者模型面朝下接受照射。模拟使用由Neuboron设计的加速器中子源,该中子源将用于BNCT临床治疗试验^[15]。

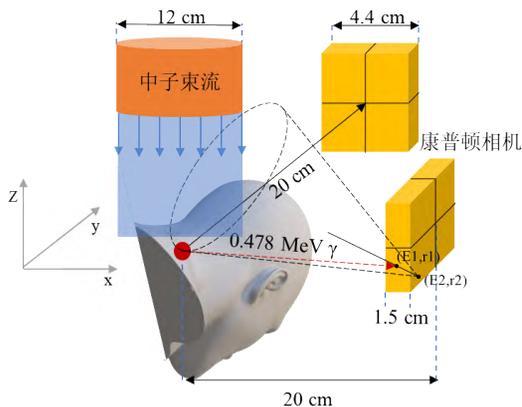


图3 Geant4中搭建的BNCT及康普顿探测模型
Figure 3 BNCT and Compton detection model built in Geant4

康普顿相机被放置在距离肿瘤20 cm处,以探测0.478 MeV/2.224 MeV的瞬发γ并重建其分布。对于BNCT过程,模拟的人射中子数为 1×10^8 ,瞬发伽马射线的位置和能量记录为相空间文件,以相空间文件为放射源产生γ光子,模拟的γ光子数为 1×10^{10} 。

1.2.2 康普顿相机模拟 模拟中采用单层CZT康普顿相机,尺寸为2.2 cm×2.2 cm×1.5 cm,由11×11个像素组成,布置多个相机同时进行探测。为了更加接近现实情况,在模拟康普顿相机时,将晶体按照划分的像素尺寸进行分割。将探测器模型设置为灵敏探测器,这样可以只对入射到探测器模型内部的γ射线进行数据获取和处理,提高模拟效率。

根据康普顿相机的原理^[16],一个瞬发γ光子入射到探测器内部,在探测器内部发生相互作用并沉积一部分能量,将该探测器设置为位置灵敏探测器,则该探测器可以记录此次相互作用的位置以及沉积的能量。在Geant4中进行数据的获取和处理时,每个像素对应的探测器模型的信号输出是相互独立的,分别获得一次event探测器内能量沉积事件的位置、能量信息,进行处理并将信息输出到文件中。由于探测数据中只有一部分是可用于成像的事件,在模拟中对入射的初始光子进行追踪,判断其能量是否完全沉积在探测器灵敏体积内,具体判断流程如图4所示。

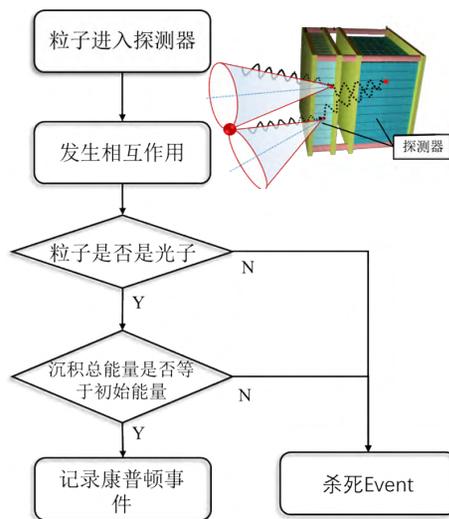


图4 康普顿散射事件的判定流程
Figure 4 Screening process of Compton scattering events

此外,实际情况下位置灵敏型探测器一般使用像素化电极,因此对于位置和能量的测量有一定的不确定性,在模拟和数据处理过程中,将探测器划分为若干像素,γ射线在某一像素内沉积能量时,该位置会确定为所在像素的中心位置。探测器获取入射

粒子的沉积能量后,对数据进行高斯展宽处理,能量分辨率为 $1.30\% @ 0.662 \text{ MeV}$ 。

伽马分布可以从康普顿相机测量的数据中重建获得。最常用的是简单反投影(SBP)算法,该算法遍历每个事件,计算重建的锥面通过成像空间的位置,在通过的位置叠加一个值,最后重建伽马射线的位置。该方法成像速度快,但成像质量较差。还有一类迭代重建算法,主要包括MLEM和OE算法。这些算法可以获得高质量的图像,但成像速度较慢,不适合在线监测应用^[17-18]。在本研究中,康普顿图像的快速初步重建使用了SBP算法。

1.3 GAN网络结构

近年来,在图像处理等领域,卷积神经网络得到了广泛的应用。GAN是基于深度学习的一种生成模型^[19],可以应用于计算机视觉、自然语言处理、半监督学习等领域,特别是在图像生成领域的应用成果越来越多^[20-21]。GAN网络中包含两个网络模型,分别是生成器网络G和鉴别器网络D。在训练的过程中,生成网络G的目标是生成假图像以骗过判别网络

D,而判别网络D的目标是分辨某一张图像是否由G生成,而图像质量的好坏则是评判GAN成功与否的关键。

网络训练过程如图5所示,根据CT图像灰度值将CT模型转换为材料模型,根据材料编号在Geant4中进行建模,模拟BNCT过程,得到光子产额信息。已有相关研究表明,蒙特卡罗方法一直以来都被认为是放射治疗剂量计算的金标准^[22-23],而美国学者Moktan等^[24]也验证了通过蒙特卡罗方法研究BNCT中瞬发伽马探测器应用的可行性。因此可以将光子产额分布图像作为网络训练的目标图像,将光子产额分布图像的像素值作为放射源分布,模拟康普顿相机的探测过程,使用SBP算法得到重建图像,作为网络训练的输入图像。共使用16个头颈部肿瘤病例模型,其中10个为训练集(4000张图像),2个为验证集,4个为测试集。病例数据年龄27~79岁,平均年龄56岁;女7例,男9例。根据病例数据得到体素数为 $256 \times 256 \times 107$ 的体模用于蒙特卡罗模拟,其中每个体素尺寸为 $2.54 \text{ mm} \times 2.54 \text{ mm} \times 3.00 \text{ mm}$ 。

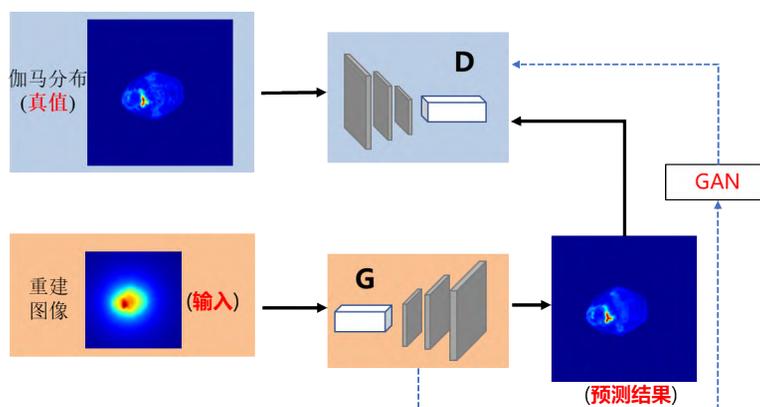


图5 GAN网络训练过程

Figure 5 Training process of GAN

本文使用基于条件GAN网络的pix2pix网络^[25],根据输入的康普顿相机重建图像预测光子产额,以达到快速提高图像质量的目的。pix2pix网络的生成器采用U型网络,通过4个卷积层和一个最大池化层对图像进行下采样,然后通过同样结构的上采样层将图像恢复到原来的大小,如图6所示。鉴别器采用了基于patchGAN模型的卷积网络,该模型将一张图像切割成多个相同大小的patch,不同patch相互独立。鉴别器判断每个patch是否正确,将一张图像所有patch的结果求平均值作为判别器的最终输出,通过卷积池化以及全连接后输出最终判断结果。

2 结果与讨论

2.1 Snyder头部模型的硼浓度计算结果

前期工作中,通过在Snyder模型中插入不同形状的含硼小球,手动构建了20例头部肿瘤模型用于初步训练,另外构建了6例模型用于测试,图7c为其中3例测试集模型中的硼浓度分布。基于SBP康普顿图像和GAN优化后的伽马分布图像,分别计算硼浓度分布图像,计算过程中H浓度分布和 2.224 MeV 伽马产额分布为已知量,结果如图7所示。从图中可以发现,与康普顿相机重建图像相比,经过GAN网络优化后的结果更接近真实的硼分布图像。此外对于模

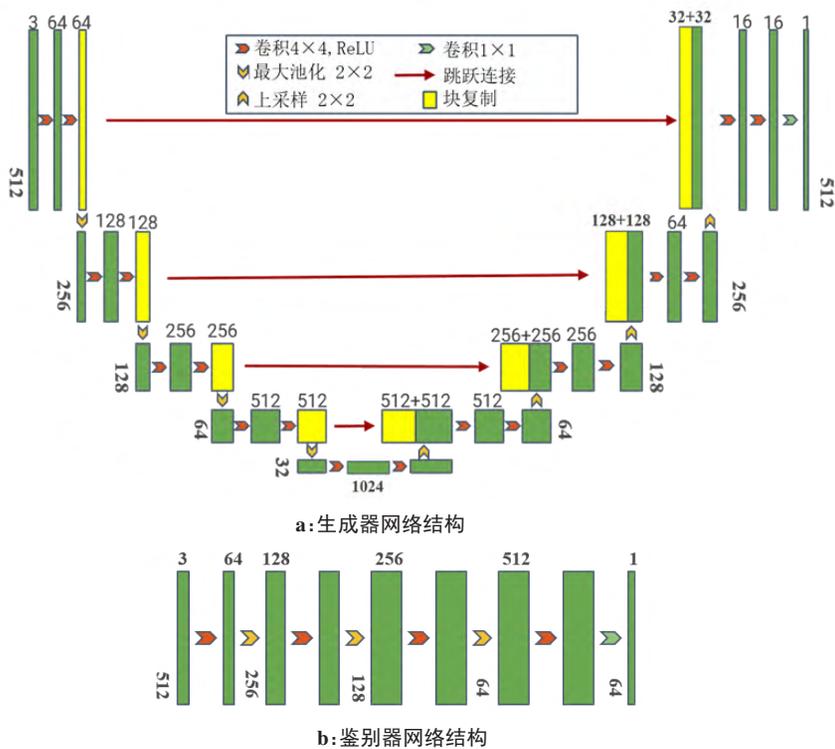


图6 pix2pix网络结构
Figure 6 Network structure of pix2pix

型3, GAN网络预测图像中肿瘤形状出现了一定的误差, 这是由于肿瘤的尺寸较小导致肿瘤区域产生的

0.478 MeV 瞬发 γ 射线较少, 因此代表肿瘤的高亮度区域不够突出, 预测结果不准确。

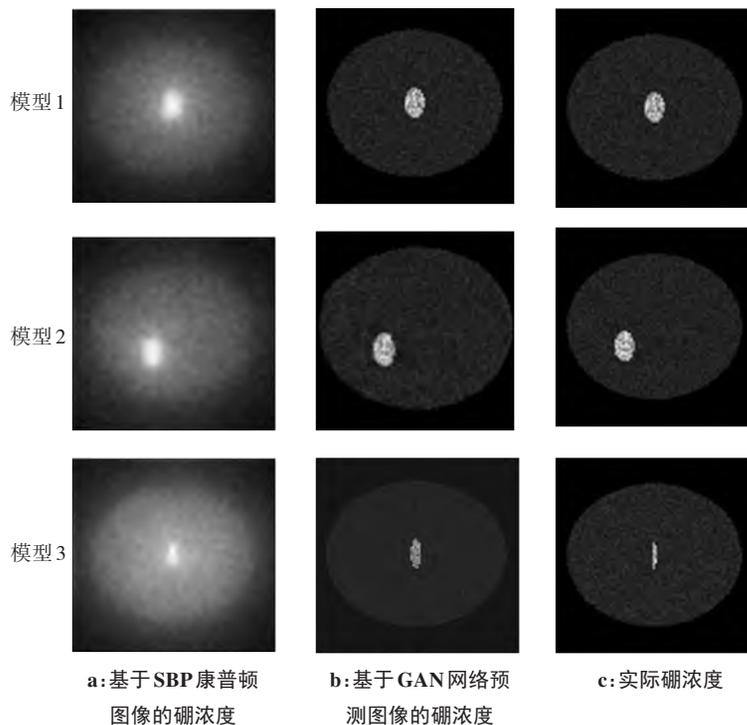


图7 硼浓度计算结果比较

Figure 7 Comparison of boron concentration calculation results

计算图像中肿瘤区域与正常组织区域的硼浓度比值以评价硼浓度计算结果的准确性。从表1可以看出,根据康普顿重建图像计算获得硼浓度比值误差较大,而使用GAN网络优化后图像的计算结果更加接近真实值,因此结合GAN网络预测的双能瞬发 γ 分布和氢浓度可以得到比较准确的计算结果。仅通过康普顿相机成像计算硼分布,正常组织区域会有一定程度的高估,这可能是由于康普顿相机重建时的伪影导致的。使用MLEM迭代算法同样可以对伪影进行校正进而提高硼浓度计算的准确性,然而MLEM算法成像消耗时间极长且占用资源多,不适用于在线硼浓度监测。

表1 不同模型肿瘤与正常组织区域的硼浓度比值计算结果
Table 1 Ratio of the boron concentration in the tumor area to that in the normal tissue area in different models

模型	无GAN网络优化	有GAN网络优化	真实值
模型1	6.12	9.45	10.00
模型2	5.35	10.82	10.00
模型3	5.46	9.21	10.00

2.2 真实病例的硼浓度计算结果

2.2.1 瞬发 γ 分布预测结果 利用GAN网络对BNCT中真实头颈部肿瘤病例中 γ 产额分布进行预测,结果如图8所示,对于形状和元素分布较为复杂的模型,使用GAN网络进行预测同样可以表现出较好的结果,且训练后的网络可在0.83 s内优化原始图像。使用图像质量评价指标结构相似度(SSIM)和峰值信噪比(PSNR)对预测结果进行定量评估,发现SSIM都在0.95以上,且PSNR在40 dB以上,同样表明预测图像与目标图像的一致性较高。而初始的康普顿图像SSIM约为0.75,PSNR约为26 dB,证明使用GAN网络可以快速提升图像质量。

2.2.2 硼浓度计算过程及结果 图9a~图9e为某一病例中,康普顿相机重建图像和对应的 γ 产额预测分布、氢元素分布图像。材料模型中H浓度的单位由 g/cm^3 通过式(2)转换为百万分比浓度(ppm):

$$c_{\text{H}} = \frac{\rho_{\text{H}}}{\rho_{\text{mat}}} \times 1000000 \quad (2)$$

其中, ρ_{H} 是H的密度, ρ_{mat} 是体素中物质的平均密度。可以发现,这些图像与患者CT的形状轮廓都表现出

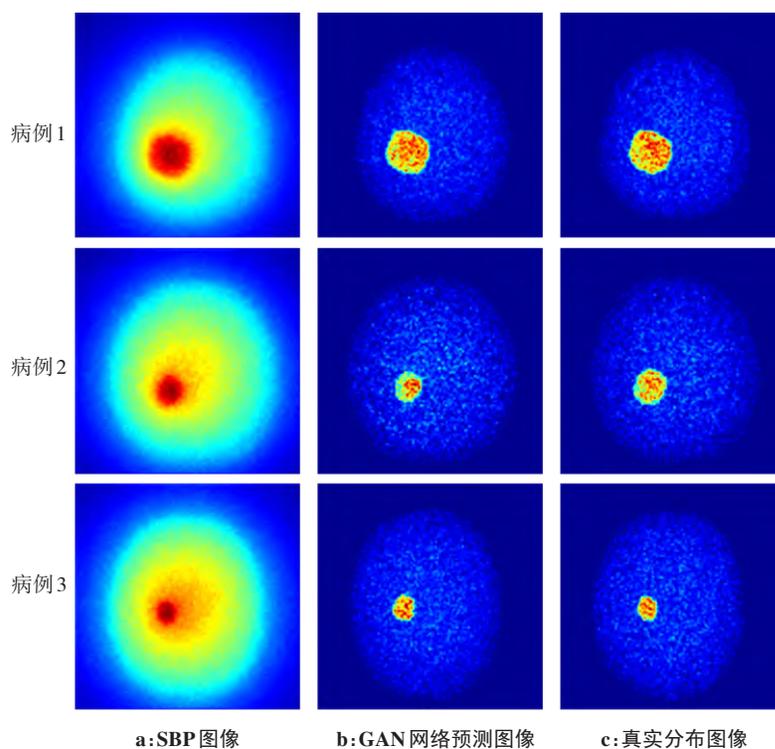


图8 伽马产额分布的预测结果

Figure 8 Prediction of gamma yield distribution

较高的一致性。将2.224 MeV光子分布与氢元素浓度分布相比得到图9c所示的中子通量的数值分布。从图中可以观察到,中子的通量分布在模型内部较为均匀,而模型边缘出现了比较明显的高亮度区域,

这可能是因为成像时模型边界信息的模糊导致的。根据式(1),将氢元素分布信息代入计算得到如图9f所示的硼浓度分布结果。

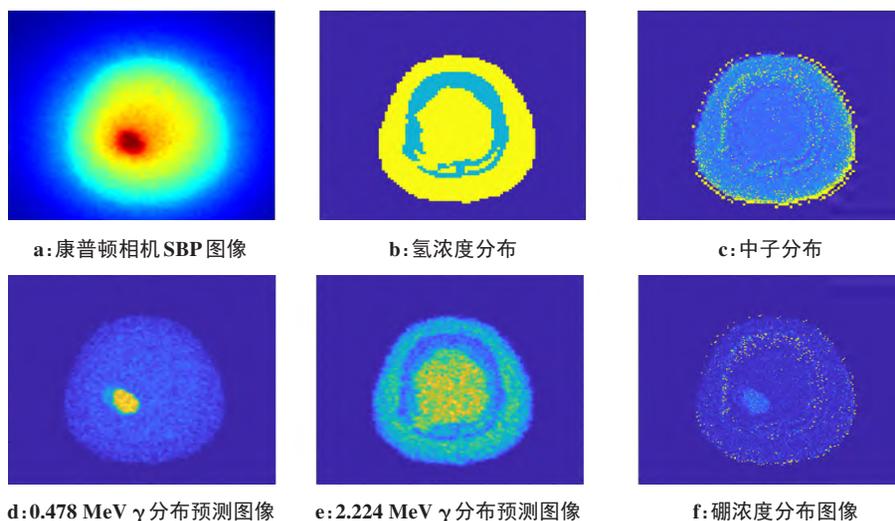
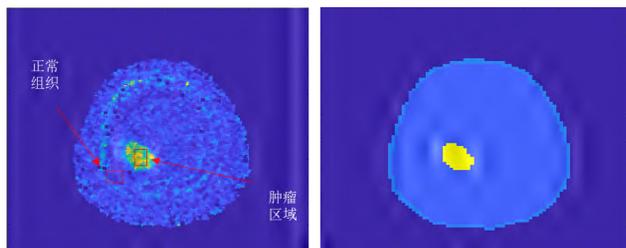


图9 硼浓度计算过程及结果

Figure 9 Process and results of boron concentration calculation

如图10所示,对硼浓度计算结果进行中值滤波处理,可以观察到计算结果的图像与真实硼浓度分布较为相似。从图10a中标记处取平均值,分别作为肿瘤区域平均硼浓度与正常组织区域硼浓度,计算得到此处肿瘤区域平均硼浓度为94.39 ppm,正常组织区域硼浓度为18.91 ppm,肿瘤与正常组织区域的硼浓度比值为4.99;真实模型中肿瘤区域硼浓度为90 ppm,正常组织区域硼浓度为18 ppm,硼浓度比值为5.0,硼浓度比值的计算误差为0.19%。



a: 中值滤波修正后的硼分布图像 b: 真实的硼分布图像

图10 硼分布图像结果及其对应的真实分布

Figure 10 Boron distribution image results and the corresponding actual distributions

在其他病例中,肿瘤尺寸较大或较小时硼浓度计算结果出现更大的误差,这可能是由于中子分布信息产生的误差传递到硼分布与硼浓度比值计算过程中引起的。测试集病例的肿瘤组织平均硼浓度为86.91 ppm,正常组织平均硼浓度为18.37 ppm,平均硼浓度比值为4.75;肿瘤组织硼浓度精确值计算误差为3.43%,正常组织的硼浓度计算误差为2.06%,硼浓度比值的计算误差为5.00%。日本学者通过PET图像最大标准摄取值(SUV_{max})方法计算在不同器官中测得的硼浓度^[26],其中

肿瘤组织的误差为3.4%,脑组织硼浓度的误差为9.4%,本文方法在肿瘤组织的计算误差稍大一些,而在正常组织的误差较小,但本文方法在图像重建等方面尚存在提升空间,且本文方法属于在线三维测量方法,因此同样具有较好的研究和应用价值。不同病例的硼浓度计算结果如表2所示。

表2 不同病例的硼浓度计算结果

Table 2 Calculation results of boron concentration in different cases

病例	肿瘤区域/ppm	正常组织区域 /ppm	肿瘤与正常组织区域的 硼浓度比值
1	94.39	18.91	4.99
2	82.45	17.55	4.70
3	98.92	22.21	4.45
4	71.88	14.79	4.86

3 结论

本文针对双能瞬发 γ 探测的硼浓度监测方法,提出采用康普顿相机的解决方案和利用GAN网络快速优化康普顿相机图像的方法,通过蒙特卡罗模拟验证了该方法的可行性。分析了简单模型加入GAN网络前后的硼浓度计算结果,发现未使用GAN网络优化康普顿图像时正常组织区域计算结果有明显的高估;基于双能瞬发 γ 探测方法计算得到真实病例的硼浓度分布,其中肿瘤组织平均硼浓度为86.91 ppm,正常组织硼浓度为18.37 ppm,肿瘤区域硼浓度与正常组织区域的硼浓度比值平均为4.75;肿瘤组织硼浓度精确值计算误差为3.43%,正常组织的硼浓度计算误差为2.06%,硼浓度比值的计算误差为5.00%。与其

他在线硼浓度监测方法相比,该方法可以同时测得硼浓度和硼剂量,可以更准确地反映BNCT过程中硼浓度的变化,为BNCT硼浓度监测方法提供新的思路。

【参考文献】

- [1] 袁蕊芸,蒋宇飞,谭玉婷,等.全球癌症发病与死亡流行现状和变化趋势[J].肿瘤防治研究,2021,48(6):642-646.
Yuan HY, Jiang YF, Tan YT, et al. Current status and time trends of cancer incidence and mortality worldwide[J]. Cancer Research on Prevention and Treatment, 2021, 48(6): 642-646.
- [2] Chen W, Zheng R, Zeng H, et al. Annual report on status of cancer in China, 2011[J]. Chinese Journal of Cancer Research, 2015, 27(1): 2-12.
- [3] Marion FH, Kenneth S, Richard JW. Frontiers in neutron capture therapy[M]. Springer, 2001: 73-79.
- [4] Bavaregin E, Kasesaz Y, Wagner F. Neutron beams implemented at nuclear research reactors for BNCT[J]. J Instrum, 2017, 12(5): 5005.
- [5] Probst TU. Methods for boron analysis in boron neutron capture therapy (BNCT): a review[J]. Fresenius J Anal Chem, 1999, 364(5): 391-403.
- [6] Provenzano L, Olivera MS, Saint MG, et al. Extending neutron autoradiography technique for boron concentration measurements in hard tissues[J]. Appl Radiat Isotopes, 2018, 137: 62-67.
- [7] Gong C, Tang X, Fatemi S, et al. A Monte Carlo study of SPECT in boron neutron capture therapy for a heterogeneous human phantom[J]. Int J Radiat Res, 2018, 16(1): 33-43.
- [8] Fatemi S, Altieri S, Bortolussi S, et al. Preliminary characterization of a CdZnTe photon detector for BNCT-SPECT[J]. Nucl Instrum Meth A, 2018, 903: 134-139.
- [9] 杨靖,谭放,吴玉迟,等.康普顿相机的应用现状与发展趋势[J].核电子学与探测技术,2016,36(9):966-969.
Yang J, Tan F, Wu YC, et al. Application status and development trend of Compton Camera [J]. Nuclear Electronics and Detection Technology, 2016, 36(9): 966-969.
- [10] Jiang J, Shimazoe K, Nakamura Y, et al. A prototype of aerial radiation monitoring system using an unmanned helicopter mounting a GAGG scintillator Compton camera[J]. J Nucl Sci Technol, 2016, 53: 1067-1075.
- [11] Tian F, Geng C, Tang X, et al. Analysis of influencing factors on the method for determining boron concentration and dose through dual prompt gamma detection[J]. Nucl Sci Tech, 2021, 32(4): 1-10.
- [12] Hünemohr N, Paganetti H, Greilich S, et al. Tissue decomposition from dual energy CT data for MC based dose calculation in particle therapy [J]. Med Phys, 2014, 41(6): 61714.
- [13] Agostinelli S, Allison J, Amako K, et al. Geant4-a simulation toolkit [J]. Nucl Instrum Meth A, 2003, 506: 250-303.
- [14] Gong CH, Tang XB, Shu DY, et al. Optimization of the Compton camera for measuring prompt gamma rays in boron neutron capture therapy[J]. Appl Radiat Isotopes, 2017, 124: 62-67.
- [15] 田锋,耿长冉,邬仁耀,等.基于GAN的BNCT放疗剂量预测方法及影响因素[J].原子能科学技术,2021,55(S1):158-164.
Tian F, Geng CR, Wu RY, et al. BNCT dose prediction method based on generative adversarial network and influencing factor analysis[J]. Atomic Energy Science and Technology, 2021, 55(S1): 158-164.
- [16] Todd R, Nightingale J, Everett D. A proposed γ camera[J]. Nature, 1974, 251(5471): 132-134.
- [17] Maxim V, Lojaco X, Hilaire E, et al. Probabilistic models and numerical calculation of system matrix and sensitivity in list-mode MLEM 3D reconstruction of Compton camera images[J]. Phys Med Biol, 2016, 61(1): 243-264.
- [18] Yao Z, Xiao Y, Chen Z, et al. Compton-based prompt gamma imaging using ordered origin ensemble algorithm with resolution recovery in proton therapy[J]. Sci Rep, 2019, 9(1): 1133.
- [19] Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, et al. Generative adversarial nets. Advances in neural information processing systems [J]. arXiv preprint, 2014, 27.
- [20] Yi X, Walia E, Babyn P. Generative adversarial network in medical imaging: a review[J]. Med Image Anal, 2019, 58: 101552.
- [21] Liu R, Lei Y, Wang T, et al. Synthetic dual-energy CT for MRI-only based proton therapy treatment planning using label-GAN[J]. Phys Med Biol, 2021, 66(6): 065014.
- [22] Krieger T, Sauer OA. Monte Carlo versus pencil-beam/collapsed-conedose calculation in a heterogeneous multi-layer phantom[J]. Phys Med Biol, 2005, 50(5): 859-868.
- [23] Anders A, Maria MA. Dose calculations for external photon beams in radiotherapy[J]. Phys Med Biol, 1999, 44(11): 99-155.
- [24] Moktan H, Lee C, Cho SH. Feasibility of prompt gamma ray detection and imaging using CdTe detectors for BNCT-Monte Carlo study[J]. Int J Radiat Oncol, 2021, 111(3): e537-e538.
- [25] Isola P, Zhu J, Zhou T, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017: 1125-1134.
- [26] Watabe T, Hanaoka K, Naka S, et al. Practical calculation method to estimate the absolute boron concentration in tissues using ^{18}F -FBPA PET[J]. Ann Nucl Med, 2017, 31(6): 481-485.

(编辑:陈丽霞)