

文章编号: 1007-4627(2018)02-0189-07

## 基于自适应遗传算法的质子调强放疗扫描路径优化

张练<sup>1</sup>, 裴曦<sup>1</sup>, 皮一飞<sup>1</sup>, 刘红冬<sup>1</sup>, 郭翌<sup>1</sup>, 汪志<sup>1,2</sup>, 徐榭<sup>1,†</sup>

(1. 中国科学技术大学放射医学物理中心, 合肥 230025;  
2. 安徽医科大学附属第一医院放疗科, 合肥 230022)

**摘要:** 研究和开发了基于自适应遗传算法的质子调强放疗扫描路径优化方法, 并在此基础上对质子调强放疗扫描时间进行初步临床评估。利用自适应遗传算法具有的较强容错性和全空间最优搜索能力开发点扫描质子调强路径优化模块, 并将其集成到自主研发的放疗计划系统, 选取 AAMP TG-119 头颈部肿瘤和前列腺肿瘤模拟例题及两例临床病例进行测试, 对比扫描路径优化前后质子放疗计划扫描路径长度。对于 AAMP TG-119 头颈部肿瘤和前列腺肿瘤模拟例题, 总扫描路径长度分别降低了 27.17% 和 18.72%, 临床头颈部肿瘤和前列腺肿瘤病例总扫描路径长度分别降低了 25.36% 和 32.95%, 优化前后路径长度降低比率与零权重扫描点及肿瘤解剖结构有关。基于自适应遗传算法的扫描路径优化方法可减少质子调强放疗计划扫描时间, 从而缩短病人治疗时间, 可广泛应用于质子重扫描临床技术。

**关键词:** 点扫描; 质子调强放疗; 自适应遗传算法; 路径优化

**中图分类号:** R730.55; TP319      **文献标志码:** A      **DOI:** 10.11804/NuclPhysRev.35.02.189

### 1 引言

质子放疗是一种新的肿瘤治疗技术, 近几年在我国呈现出较快的发展趋势。相对于被动散射式质子放疗技术, 主动点扫描质子放疗可以实现质子笔形束在三维空间的调制<sup>[1-3]</sup>, 其通过横向和纵向两个平行磁铁来调制质子笔形束在射束方向的偏转, 在能量调制的配合下控制质子束流的布拉格峰降落深度以划分能量层。点扫描质子调强技术由瑞士 Paul Scherrer Institute (PSI) 研究所最早开发和应用, 如今已成为质子调强放疗的主流技术<sup>[4-6]</sup>。点扫描质子调强束通常分为静态点扫描和连续点扫描二种, 静态点扫描的质子束在扫描点之间射束关闭, 该技术方式可保证剂量精度但开关射束会增加额外时间<sup>[7]</sup>, 而连续点扫描的质子束在扫描点之间射束仍开启, 该技术方式可使扫描速度加快但会增加额外剂量<sup>[8]</sup>。常规点扫描质子调强放射治疗计划通常需要设置几千至上万个扫描点以覆盖肿瘤靶区, 同一能量层布置的扫描点通过偏转磁铁按照先横向后纵向递增或先纵向后横向递增的顺序逐点进行扫描, 这种方式称为“Z形”扫描, 对于局部零权重扫描点区域和复杂解剖结构处理还有一些局限性<sup>[9-12]</sup>。德国癌症中心的 Kang 等<sup>[13]</sup>国外学者开展了相关研究, 应用模拟退火算法开展路径优化研究, 意大利 CNAO 肿瘤中心 Pardo 等<sup>[14]</sup>基于启发

式优化算法开展质子调强扫描路径研究, 都在测试中取得了较好效果, 但相关扫描路径优化研究在国内的报道还不多。本研究提出一种基于自适应遗传算法的扫描路径优化方法, 并将其用于点扫描质子调强放疗计划路径优化中, 在保证计划质量前提下缩短扫描路径从而降低质子调强计划治疗时间, 本研究将该方法集成到自主研发的放疗计划系统中, 并进行模拟例题及临床病例的测试。

### 2 材料与方法

#### 2.1 放疗计划系统简介

研究中采用的放疗计划系统具有三维点扫描质子调强计划功能, 可同时优化多个照射野下多个能量层的质子扫描点强度, 使得放疗计划靶区和危及器官受照剂量符合医生给定的剂量约束。放疗计划系统预设的机器数据为 70~250 MeV 能量连续可调同步加速器, 通过导入的不同能量下深度剂量数据用于剂量计算。剂量计算支持快速卷积算法<sup>[15, 16]</sup>和基于 GPU 的蒙特卡罗算法, 计划优化采用改进的共轭梯度算法<sup>[17, 18]</sup>, 优化前设置扫描点最小权重阈值。点扫描质子调强放疗计划设计在初始时需设定能量层间距和每个能量层上的扫描点间距, 最大最小能量层由计划系统根据等效水深度自动计

收稿日期: 2017-09-22; 修改日期: 2017-11-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (11575180); 国家重点研发计划项目 (2017YFC0107500)

作者简介: 张练(1989-), 男, 河北辛集人, 博士研究生, 从事放射医学物理研究; E-mail: lianzhang1989@foxmail.com

† 通信作者: 徐榭, E-mail: xgxu@ustc.edu.cn.

算得出<sup>[19]</sup>, 每个能量层上均采用射束方向观 BEV 适形布置扫描点位置。点扫描质子放疗计划在经逆向优化并移除低于最小权重阈值的扫描点后, 各个能量层上存在较多零权重扫描点区域即空洞区域, 此时 Z 形依次对扫描点进行照射并不是最优的扫描路径, 需要进一步优化扫描路径以降低扫描时间。本研究利用自适应遗传算法具有的较强容错性和全空间最优搜索能力开发点扫描质子调强路径优化模块, 并将其集成到自主开发的放疗计划系统进行测试。

## 2.2 扫描路径优化

### 2.2.1 旅行商问题

三维点扫描质子放疗计划扫描路径优化问题从逻辑上近似于“旅行商问题”, 旅行商问题为经典 Non-deterministic Polynomial(NP) 问题: 地图中包含若干个城市, 商人需要去到每个城市, 商人进行单向路径选择不在两个城市之间重复往返, 求解最短路径方案。假定地图中包含  $N$  座城市, 则有  $(N-1)!/2$  种路径组合供选择, 若  $N=100$ , 则可供选择路径方案接近  $4.67 \times 10^{155}$  个。类比旅行商问题, 单个点扫描质子调强计划扫描点总个数成千至上万个, 采用穷举方法求解最优路径搜索空间过大, 消耗大量计算资源使得问题接近不可解。

三维点扫描质子调强放疗计划通过在不同角度射野下划分能量层, 在每个能量层设置质子扫描点进行调制, 基于上述设定可将三维空间路径优化问题简化为每个能量层上二维平面旅行商问题。点扫描质子调强计划执行过程中加速器能量层切换时间远大于单一能量层上质子束偏转调节时间, 因此这种从三维到二维路径优化问题的简化也更符合质子加速器实际运行情况。

点扫描质子调强计划执行是一个较为复杂的过程, 研究中我们假定同一能量层在两个扫描点之间扫描磁铁为匀速扫描。由于各厂商质子放疗设备具有不同的点扫描速度, 但对于同一能量层其扫描时间正比于扫描路径长度。研究中通过路径优化前后总扫描路径长度对比来评估扫描路径优化效果, 总扫描路径长度  $L$  计算公式为

$$L = \sum_{n=1}^{N_{\text{beams}}} \sum_{n=1}^{N_{\text{slices}}} \sum_{n=2}^{N_{\text{spots}}} \sqrt{(X_n - X_{n-1})^2 + (Y_n - Y_{n-1})^2}, \quad (1)$$

其中:  $N_{\text{beams}}$  为点扫描质子调强计划射野个数;  $N_{\text{slices}}$  为每个射野下的能量层个数;  $N_{\text{spots}}$  为每个能量层下设置的扫描点个数;  $(X_n, Y_n)$  和  $(X_{n-1}, Y_{n-1})$  为该能量层上第  $n$  个扫描点和第  $n-1$  个扫描点的二维坐标。

### 2.2.2 自适应遗传算法 IAGA

遗传算法是一种启发于达尔文自然选择理论的进化算法, 通过模拟生物进化过程(如基因择优, 交叉和变异)来迭代求解问题的最优结果<sup>[20, 21]</sup>。遗传算法中优化问题的单个候选解称为个体, 不同个体组成的候选组称为种群, 种群中候选个体具有和其他个体交叉基因生成新个体的概率, 同时也具有发生基因突变生成新个体的概率。进化通常从随机生成的种群开始, 每进行一次迭代将在已有种群基础上产生下一代种群。在每一代种群中, 需要对每个个体的适应度进行评估, 适应度是优化问题的目标函数值, 适应度的值越高说明该个体更优。从当前种群择优随机选择个体, 每个个体以一定概率发生交叉和变异形成新一代种群, 新一代种群将用于算法的下一代迭代, 迭代更新直至符合算法终止条件。遗传算法用于求解最优扫描路径的基本流程:

- Step 1: 确定适应度函数, 本研究中取总扫描路径长度的倒数  $F = 1/L$  作为适应度评估函数, 路径越优则该值越大;
- Step 2: 对扫描点进行编码, 每个不同扫描路径对应不同的扫描点编码组合, 即不同的扫描路径对应不同的扫描点排列顺序;
- Step 3: 生成初始种群, 随机生成  $S$  个不同扫描路径作为初始解开始进行迭代, 最大迭代次数为  $T$ ;
- Step 4: 对每代种群计算当前种群每个个体适应度函数值;
- Step 5: 根据个体适应度值进行择优选择, 选择最优个体保留至下一代;
- Step 6: 进行种群个体扫描路径交叉, 即交叉两个个体的部分扫描点编码组合;
- Step 7: 进行种群个体扫描路径变异, 即交换某个个体的两段扫描点编码组合;
- Step 8: 若迭代次数  $t \leq T$ , 则  $t = t + 1$ , 转至 Step 4; 若迭代次数  $t > T$ , 则将当前种群中适应度值最高个体作为最优解输出, 停止迭代。

遗传算法是一种高效稳定的优化方法, 容错性和鲁棒性较好。但遗传算法也存在早熟过早收敛问题, 由于某个个体较早出现高适应度值, 其个体基因编码迅速在种群中扩散遗传, 使得种群基因缺乏多样性, 导致迭代求解陷入局部最优难以搜寻到全空间最优解。针对遗传算法上述问题, 研究人员提出了自适应遗传算法进行改进, 即在种群迭代繁衍过程中动态调节其交叉和变异概率, 避免遗传算法在迭代初期陷入局部最优解。

Wang 等<sup>[22]</sup>提出了一种改进的自适应遗传算法 IAGA，通过交叉和变异概率自适应调节避免种群的早熟，该算法在解决经典车间作业调度问题上取得了很好的效果。本研究将改进的自适应遗传算法 IAGA 用于质子点扫描路径优化，其中：

$$P_c = P_c^0 \left( 1 + \alpha \frac{(F_{av})^m}{(F_{max} - F_{min})^m + (F_{av})^m} \right), \quad (2)$$

$$P_m = P_m^0 \left( 1 + \beta \frac{(F_{av})^m}{(F_{max} - F_{min})^m + (F_{av})^m} \right). \quad (3)$$

$P_c^0$  和  $P_m^0$  分别为初始交叉概率和变异概率， $P_c$  和  $P_m$  分别为迭代过程中自适应调整后的交叉概率和变异概率， $F_{max}$  和  $F_{min}$  分别为当前种群中个体最大和最小适应度值， $F_{av}$  为当前种群平均适应度值， $\alpha$ ， $\beta$  和  $m$  为预设常数，其中  $\alpha=0.3$ ， $\beta=0.2$ ， $m=2$ 。本研究通过编程实现自适应遗传算法并开发质子点扫描路径优化模块集成至放疗计划系统，流程图如图 1 所示。

### 2.3 临床病例测试

研究中所使用的模拟例题为 AAPM TG-119 号报告<sup>[23]</sup>标准模拟病例，该模拟例题影像数据主要用于放疗计划系统测试。本文选取头颈部肿瘤模拟例题  $P_{TH}$  和前列腺肿瘤模拟例题  $P_{TP}$  进行测试，头颈部模拟例题数据包含靶区、脊髓和左右腮腺勾画轮廓，前列腺模拟例题数据包含靶区、膀胱和直肠勾画轮廓，剂量优化参数使用 TG-119 号报告推荐。作为对比，我们同样选取了两例临床病例，包括一例头颈部胶质瘤病例  $P_{CH}$  和一例前列腺肿瘤病例  $P_{CP}$ ，靶区勾画和剂量处方由老年资放疗医师进行设计，均符合 ICRU 62 号报告<sup>[24]</sup>标

准，以上过程均在放疗计划系统中完成，如图 2 所示。

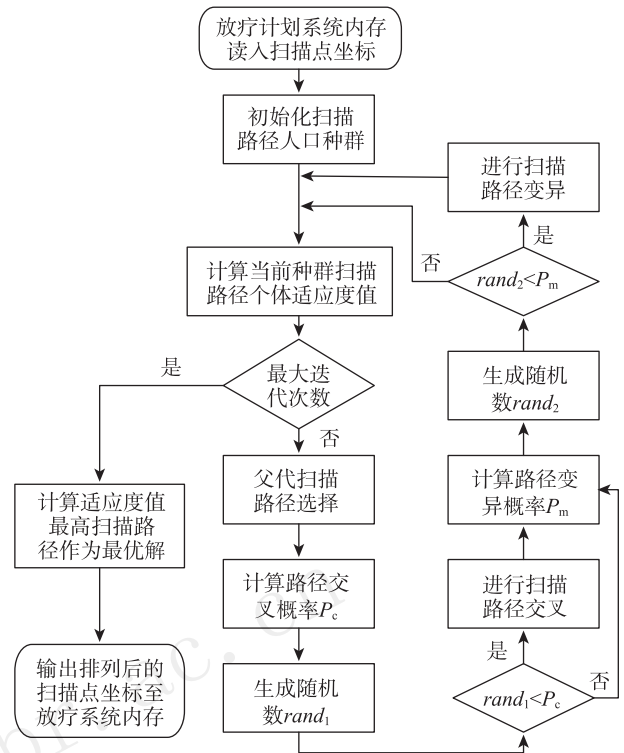


图 1 基于自适应遗传算法点扫描质子调强扫描路径优化流程图

### 2.4 硬件及软件平台

研究中所使用的硬件平台 CPU 为主频 3.40 GHz 酷睿 i7 处理器，6 GB 内存，GPU 为 NVIDIA GTX 1060，软件平台为放疗计划系统。

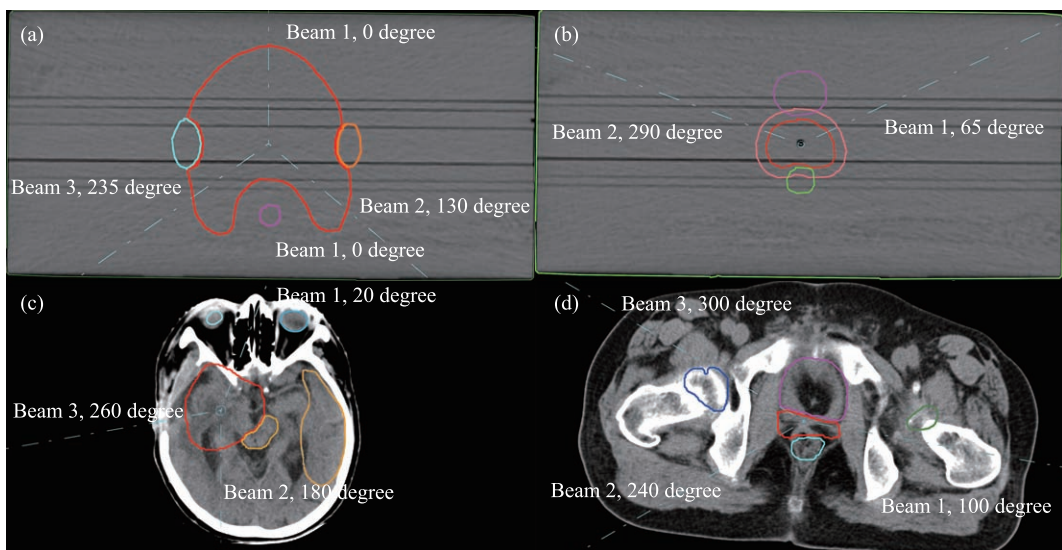


图 2 (在线彩图)四例测试病例及质子调强计划射野设置

(a) AAPM TG-119 头颈部肿瘤模拟例题  $P_{TH}$ ；(b) AAPM TG-119 前列腺肿瘤模拟例题  $P_{TP}$ ；(c) 临床头颈部肿瘤病例  $P_{CH}$ ；(d) 临床前列腺肿瘤病例  $P_{CP}$ 。红色实线轮廓区域为肿瘤靶区，其他颜色实线轮廓区域为靶区周边危及器官。

### 3 结果

#### 3.1 质子扫描路径统计

研究中四例测试病例均采用 2-3 射野点扫描质子调强计划, 横向扫描点网格间距为 0.6 sigma, sigma 为质子笔形束的束斑大小, 纵向能量层网格间距为布拉格峰位 80% 高度处的宽度即 W80, 每个射野下能量层数为  $26.5 \pm 4.5$  层, 每个能量层扫描点数量均小于 300 个。如表 1 所列, 四例测试病例的质子调强计划在经放疗计划系统进行扫描路径优化后, 相对于未经优化扫描路径总长度分别降低 27.17%, 18.72%, 25.36%, 32.59%。

表 1 四例测试病例扫描路径优化前后路径总长度统计

测试病例	初始扫描路径长度/mm	优化后扫描路径长度/mm	扫描路径长度降低率/%
$P_{TH}$	30072.38	21901.71	27.17
$P_{TP}$	17783.08	14454.09	18.72
$P_{CH}$	74051.54	55272.07	25.36
$P_{CP}$	71081.85	47660.38	32.95

#### 3.2 优化后扫描路径示例图

对于 AAPM TG-119 头颈部肿瘤和前列腺肿瘤模拟例题, 选取中间能量层结果显示基于自适应遗传算法

优化后扫描路径分别下降 32.39% 和 14.36%, 如图 3 所示。由于 AAPM TG-119 模拟例题肿瘤靶区形状较为规则, 在剂量优化过程中移除超出最小权重阈值的扫描点会造成扫描点区域“空洞”。扫描路径优化结果显示, 在保证扫描路径经过所有非零权重扫描点情况下, 优化后的扫描路径有效避开零权重扫描点“空洞”区域, 从而降低了扫描路径长度。

同样对于临床头颈部肿瘤和前列腺肿瘤病例, 如图 4 所示, 选取中间能量层结果显示优化后扫描路径长度分别下降 25.37% 和 31.51%。相对于 AAPM TG-119 模拟例题, 临床病例靶区解剖结构更为复杂, 存在多连通区域问题, 即从射束方向观肿瘤靶区存在多个连通子区域如图 4 (b), Z 形顺序扫描下多连通区域将增加扫描路径长度。此外临床病例也存在移除零权重扫描点造成的扫描点“空洞”问题, 如图 4(a) 所示。临床病例扫描路径优化结果显示, 在保证扫描路径经过所有非零权重扫描点情况下, 优化后的扫描路径有效减少了多连通区域连接路径, 同时有效避开零权重扫描点“空洞”区域, 降低了扫描路径长度。

#### 3.3 扫描路径优化计算时间

研究中基于自适应遗传算法的扫描路径优化需要较大规模的计算量才能获得较好路径优化结果。对于扫描

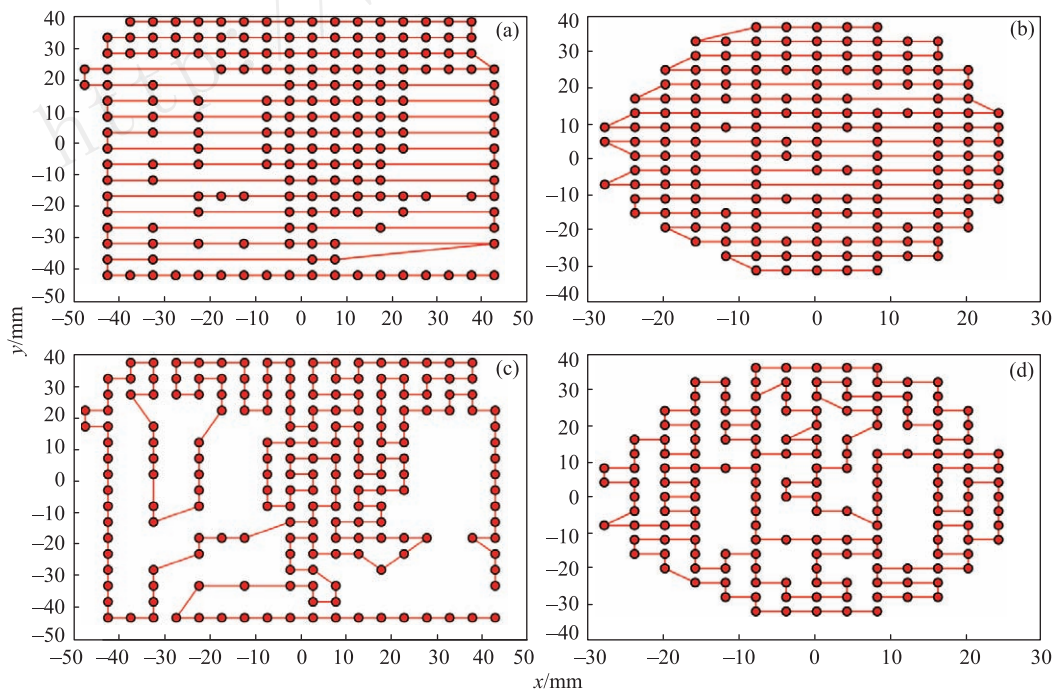


图 3 (在线彩图) AAPM TG-119 模拟例题单能量层上路径优化前后扫描路径示例图

(a)  $P_{TH}$  病例计划初始扫描路径图, 扫描点个数 193, 初始扫描路径长度 1512.40 mm; (b)  $P_{TP}$  病例计划初始扫描路径图, 扫描点个数 169, 初始扫描路径长度 798.19 mm; (c)  $P_{TH}$  病例优化后扫描路径图, 优化后扫描路径长度 1022.49 mm, 扫描路径长度降低 32.39%; (d)  $P_{TP}$  病例优化后扫描路径图, 优化后扫描路径长度 683.59 mm, 扫描路径长度降低 14.36%。

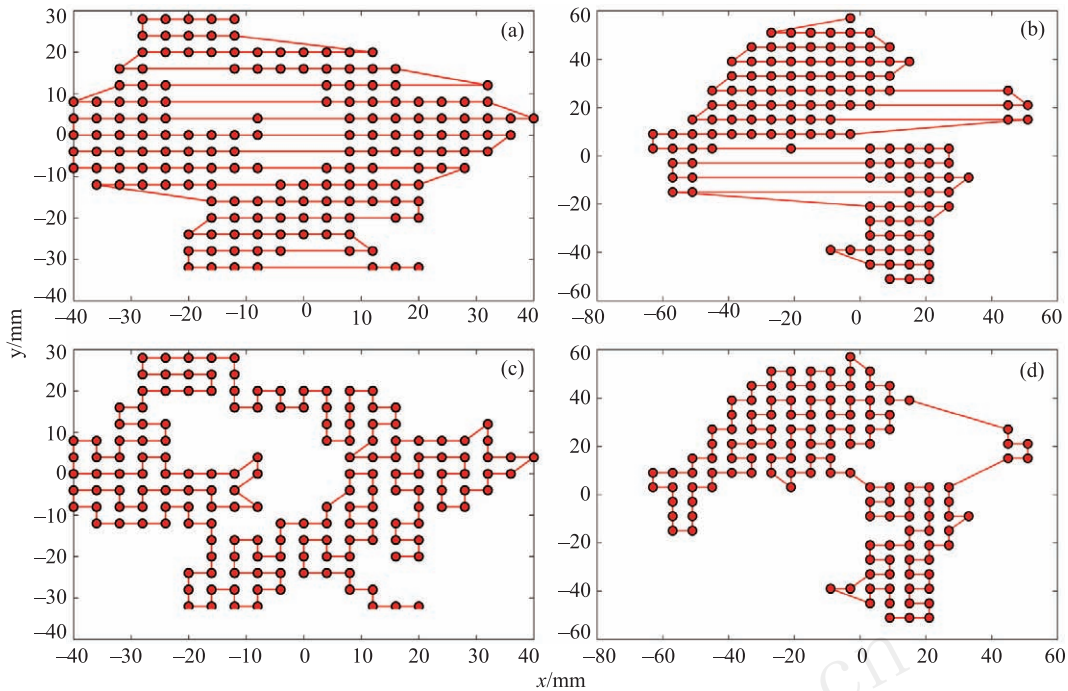


图 4 (在线彩图) 临床病例单能量层上路径优化前后扫描路径示例图

(a)  $P_{CH}$  病例计划初始扫描路径图, 扫描点个数 168, 初始扫描路径长度 910.68 mm; (b)  $P_{CP}$  病例计划初始扫描路径图, 扫描点个数 133, 初始扫描路径长度 1 246.72 mm; (c)  $P_{CH}$  病例优化后扫描路径图, 优化后扫描路径长度 679.60 mm, 扫描路径长度降低 25.37%; (d)  $P_{CP}$  病例优化后扫描路径图, 优化后扫描路径长度 853.86 mm, 扫描路径长度降低 31.51%。

点个数在 300 个以内的能量层, 优化时间在 30 s 左右。质子点扫描调强放疗计划通常会有大于 2 个射野方向, 每个射野方向包含数 10 个能量层, 本研究中测试病例扫描路径优化时间统计如表 2 所列。

表 2 四例测试病例扫描路径优化时间统计

测试病例	射野个数	初始扫描路径长度/mm	扫描路径优化时间/min
$P_{TH}$	3	30 072.38	37.5
$P_{TP}$	2	17 783.08	22.3
$P_{CH}$	3	74 051.54	68.1
$P_{CP}$	3	71 081.85	53.6

## 4 讨论

点扫描质子调强总扫描路径长度取决于多方面因素, 如靶区体积、射野个数、能量层间距、扫描点间距、扫描点最小权重等。研究中我们将自适应遗传算法应用于点扫描质子调强放疗路径优化, 并集成到自主研发放疗计划系统, 在 AAPM TG-119 模拟例题和临床病例测试中均取得了较好的效果。

研究中  $P_{TH}$ ,  $P_{CH}$ ,  $P_{CP}$  病例路径优化后总扫描路径长度下降比率均超过 25%,  $P_{TP}$  病例扫描路径下降比率为 18.72%, 不同病例路径优化效果即优化后路径长度降低比率存在不同。如图 3(b) 所示, 对于扫描点区域

“空洞”较少且无多连通区域的能量层, 路径优化效果相对降低。扫描点区域“空洞”与剂量优化时移除低于最小权重阈值的扫描点有关, 扫描点多连通区域与靶区解剖结构有关。剂量优化时通常需由用户设置扫描点最小权重阈值, 在优化迭代过程中进行移除, 因此会出现扫描点“空洞”区域现象。多连通区域和靶区在射束方向观切面解剖结构有关, 临床病例肿瘤靶区解剖结构通常并不规则容易造成多连通区域。扫描点“空洞”区域越多, 解剖结构多连通区域越多, 通过路径优化总扫描路径长度可降低比率越大。

点扫描质子调强束通常分为静态点扫描和连续点扫描 2 种, 静态点扫描对于单个扫描点剂量控制较为精确, 但需要在扫描点之间关闭射束, 射束在扫描点之间的反复开关将会增加实际治疗时间, 也有可能引起出束计数的不稳定性。连续点扫描方式即当单个扫描点得到计划权重的照射后出束并不会关闭, 而是通过扫描磁铁控制射束偏转迅速移动至下一个扫描点继续进行照射。相对于静态点扫描方式, 连续点扫描方式可缩短病人实际治疗时间。对于静态点扫描, 扫描路径优化对每个扫描点上射束开闭时间并无影响, 但可通过降低扫描点之间的总扫描路径从而降低扫描时间。对于连续点扫描方式, 由于扫描点之间射束不关闭, 在扫描点之间路径上将会引入额外照射剂量, 扫描路径优化在降低扫描

时间的同时,也可降低连续点扫描方式带来的额外剂量<sup>[14]</sup>。

质子束具有能量绝大部分在布拉格峰处损失的特性,因此质子调强放疗在获得陡峭剂量学优势同时对器官运动更为敏感,采用多次重扫描的方法可以降低器官运动带来的误差<sup>[25, 26]</sup>。质子重扫描通过对靶区的多次重复性扫描,采用均匀化方法降低器官运动带来的误差,使得扫描点累积得到满足处方剂量的权重。Schatti等<sup>[27]</sup>应用重扫描配合呼吸门控技术结果显示,重扫描可提高靶区剂量的均匀性并降低剂量冷点和热点,但重扫描不可避免地增加了扫描时间。路径优化可降低质子重扫描的路径总长度,以研究中临床头颈部肿瘤为例,假设对每个能量层重扫描次数为20次,经自适应遗传算法进行路径优化后,总扫描路径长度降低25.36%,总重扫描路径长度降低375 589.4 mm,扫描路径优化可缩短质子重扫描技术实际治疗时间。

## 5 结论

本研究基于自适应遗传算法实现了质子点扫描路径优化方法,并将该方法编程实现集成到自主研发的放疗计划系统。AAPM TG-119模拟例题和临床病例测试结果显示,放疗计划系统扫描路径优化模块可降低18%~37%的扫描路径长度,从而降低病人治疗时间。此外,路径优化在质子重扫描技术上也有巨大优势。

### 参考文献:

- [1] WEBER D C, RUTZ H P, PEDRONI E S, *et al.* *International Journal of Radiation Oncology Biology Physics*, 2005, **63**(2): 401.
- [2] LOMAX A J, BOEHRINGER T, CORAY A, *et al.* *Medical Physics*, 2001, **28**(3): 317.
- [3] LIU Hongdong, YANG Lu, PEI Xi, *et al.* *Nuclear Physics Review*, 2018, **35**(01): 78. (in Chinese)  
(刘红冬, 阳露, 裴曦, 等. *原子核物理评论*, 2018, **35**(01): 78.)
- [4] KANAI T, KAWACHI K, KUMAMOTO Y, *et al.* *Medical Physics*, 1980, **7**(4): 365.
- [5] RUTZ H P, WEBER D C, GOITEIN G, *et al.* *International Journal of Radiation Oncology Biology Physics*, 2008, **71**(1): 220.
- [6] KOOY H M, GRASSBERGER C. *The British Journal of Radiology*, 2015, **88**(1051): 20150195.
- [7] PEDRONI E, BACHER R, BLATTMANN H, *et al.* *Medical Physics*, 1995, **22**(1): 37.
- [8] MARCHAND B, PRIEELS D, BAUVIR B, *et al.* *Proceedings of EPAC*. 2000: 2539.
- [9] NILS S, BORTFELD T, OELFKE U. *Zeitschrift Für Medizinische Physik*, 2004, **14**(1): 35.
- [10] TROFIMOV A, BORTFELD T. *Technology in Cancer Research Treatment*, 2003, **2**(5): 437.
- [11] OELFKE U, BORTFELD T. *Medical Dosimetry*, 2001, **26**(2): 113.
- [12] LOEFFLER J S, DURANTE M. *Nature Reviews Clinical Oncology*, 2013, **10**(7): 411.
- [13] KANG J H, WILKENS J J, OELFKE U. *Medical Physics*, 2007, **34**(9): 3457.
- [14] PARDO J, DONETTI M, BOURHALEB F, *et al.* *Medical Physics*, 2009, **36**(6): 2043.
- [15] BORTFELD T, SCHLEGEL W, RHEIN B. *Medical Physics*, 1993, **20**(2): 311.
- [16] SOUKUP M, FIPPEL M, ALBER M. *Physics in Medicine and Biology*, 2005, **50**(21): 5089.
- [17] PFLUGFELDER D, WILKENS J J, NILS S, *et al.* *Zeitschrift Für Medizinische Physik*, 2008, **18**(2): 111.
- [18] COTRUTZ C, LAHANAS M, KAPPAS C, *et al.* *Physics in Medicine and Biology*, 2001, **46**(8): 2161.
- [19] ZHANG R, NEWHAUSER W D. *Physics in Medicine and Biology*, 2009, **54**(6): 1383.
- [20] MOON C, KIM J, CHOI G, *et al.* *European Journal of Operational Research*, 2002, **140**(3): 606.
- [21] EL-SAMAK A F, ASHOUR W. *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, 2015, **5**(4): 239.
- [22] WANG L, TANG D B. *Expert Systems with Applications*, 2011, **38**(6): 7243.
- [23] MYNAMPATI D K, YAPARPALVI R, HONG L, *et al.* *Journal of Applied Clinical Medical Physics*, 2012, **13**(5): 108.
- [24] STROOM J C, HEIJMEN B J M. *Radiotherapy and Oncology*, 2002, **64**(1): 75.
- [25] SCHATTI A, ZAKOVA M, MEER D, *et al.* *Physics in Medicine and Biology*, 2013, **58**(23): 8555.
- [26] BERNATOWICZ K, LOMAX A J, KNOPF A. *Physics in Medicine and Biology*, 2013, **58**(22): 7905.
- [27] SCHATTI A, ZAKOVA M, MEER D, *et al.* *Physics in Medicine and Biology*, 2014, **59**(14): 3813.

# IAGA Based Spot Scanning Path Optimization for Intensity Modulated Proton Therapy

ZHANG Lian<sup>1</sup>, PEI Xi<sup>1</sup>, PI Yifei<sup>1</sup>, LIU Hongdong<sup>1</sup>, GUO Yi<sup>1</sup>, WANG Zhi<sup>1,2</sup>, XU Xie<sup>1,†</sup>

(1. Center of Radiological Medical Physics, University of Science and Technology of China, Hefei 230025, China;

2. Department of Radiation Oncology, First Affiliated Hospital of Anhui Medical University, Hefei 230022, China)

**Abstract:** The objective of this research is to study and develop a proton spot scanning path optimization method using an improved genetic algorithm for proton therapy and to evaluate the scanning time under clinical conditions. An Improved Adaptive Genetic Algorithm (IAGA) based scanning path optimization module was developed and integrated into the home-grown treatment planning system. Four cases, including two AAPM TG-119 standard cases and two clinical cases, were selected to compare their scanning path length before and after scanning path optimization. For the two AAPM TG-119 cases, the optimized scanning path length dropped by 27.17% and 18.72%, and for the corresponding clinical cases, the optimized scanning path length dropped by 25.36% and 32.95% respectively. The performance of scanning path optimization was affected by the number of zero-weight spots and connected regions in the scanning map. IAGA based scanning path optimization can reduce the total scanning path length in intensity modulated proton therapy and, therefore, can be used in spot rescanning to accommodate organ motion.

**Key words:** spot scanning; intensity modulated proton therapy; improved adaptive genetic algorithm; scanning path optimization

---

**Received date:** 20 Sep. 2017; **Revised date:** 30 Nov. 2017

**Foundation item:** National Natural Science Foundation of China (11575180); National Key R&D Program of China (2017YFC0107500)

† **Corresponding author:** XU Xie, E-mail: [xgxu@ustc.edu.cn](mailto:xgxu@ustc.edu.cn).