



## 遗传算法优化调强放射治疗射野权重初步研究

随着计算机技术的发展,调强放射治疗(IMRT)已经从以楔形板、补偿器和正向计划为基础的初级阶段,发展到现在的以多叶准直器和逆向计划为特点的新阶段。所谓逆向计划,就是根据临床医生给定的肿瘤和关键组织的射野空间剂量分布,利用计算机优化技术,建立目标函数,由计划系统经反复迭代运算,寻找最佳的射野参数配置。精确、快速的剂量计算和优化算法是逆向计划的前提,本文用二维卷积方法通过快速傅立叶变换建立了IMRT笔射束剂量计算模型,并对遗传算法(genetic algorithm, GA)优化IMRT笔射束权重进行初步研究。

### 1 剂量计算模型

卷积模型是一个比较精确的剂量计算模型,特别适用于不规则野剂量分布的计算,由于卷积运算可以通过快速傅立叶变换(FFT)实现,使运算速度得到显著提高。在这种模型中,剂量计算是通过笔射束核与空气中射束的光通分布进行卷积实现的,数学模型为:  $D(x, y, d) = \iint \phi(x', y', d) \cdot k(x-x', y-y', d) dx' dy'$ , 其中  $D(x, y, d)$  表示深度  $d$  处计算平面内  $(x, y)$  点的剂量,  $k(x-x', y-y', d)$  为深度  $d$  处的卷积核,通过解卷积的方法提取[1],  $\phi(x', y', d)$  为光通分布,由于IMRT多叶准直器的特殊结构,其射野是由一系列限定尺寸的笔射束(ginite-size pencil beam, FSPB)组成的,在剂量计算过程中不仅要计算每个FSPB 对其经过的组织点的剂量贡献,而且还要计算它对相邻笔射束所经过组织点的散射剂量,因此光通分布可表示为:

$\phi(x', y', d) = MU_i \cdot CF_i \cdot W_{ij} \cdot ROF_{ij} \cdot TMR_{ij}(P) \cdot ISF_{ij}(P)$ , 其中  $MU$  为加速器监测剂量计数,  $CF$  为参考射野在最大剂量处的校准剂量率,  $W_{ij}$  为第  $i$  个子野中第  $j$  个FSPB的权重,  $ROF$  为射野输出因子,  $TMR_{ij}$  为组织最大剂量比,  $ISF_{ij} = (SAD / (SSD + d))^2$  为反平方校正因子。上述模型中,最主要的是  $TMR_{ij}$  和卷积的计算,其它参数都可通过测量或简单计算得到。

#### 1.1 $TMR_{ij}$ 的计算

IMRT中的射野大多数是不规则野,因此首先需要计算其等效方野,计算不规则野等效方野的目的是为了求得同等深度下与之等效的方野射野中心轴的TMR,采用Day式函数法,形式为:

$s(r) = s(\infty) \cdot (1 - e^{-\lambda r} - \mu \lambda r \cdot e^{-\lambda r})$  (1)  $s(r)$  表示半径为  $r$  的圆野中心轴散射剂量,  $s(\infty)$  为半径无穷处的散射剂量,  $\lambda$  和  $\mu$  是比例和形状参数,  $\lambda = 0.26 + kd$  等效方野的边长  $a$  可通过下面过程求得:

$SAR(d, E, a) = \int SAR[d, E, r(\theta)] d\theta / 2\pi$  (2)  $SAR[d, E, r]$  为照射能量  $E$ 、半径  $r$  的圆野在照射深度  $d$  处的中心轴散射空气比,计算时把(1)代入(2)式左边,等式右边是扇形积分,将  $\theta$  离散化,通过计算机编程实现,根据方野与圆野的转换关系可得  $a = 1.78r$ 。通过上述方法计算的误差不超过1%[2]。得到等效方野的边长后,根据加速器TMR方野不同深度下测量数据,进行线性插值,得到任一计算点的  $TMR_{ij}$ 。

#### 1.2 卷积的实现

所谓卷积就是用一个核函数去滤过一个输入分布,如果一个问题能化解为一个卷积的形式,计算就可以通过快速傅立叶变换(FFT)实现。为便于编程实现,采用二维离散卷积,形式为:

$$\phi(x, y, d) * k(x, y, d) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} \phi(i, j, d) k(x-i, y-j, d)$$

其傅立叶卷积为:

$$[\phi(x, y, d) * k(x, y, d)] = \psi(\mu, v) \cdot k(\mu, v)$$

$\psi(\mu, v)$ 、 $k(\mu, v)$  分别为  $\phi(x, y, d)$  和  $k(x, y, d)$  的离散傅立叶变换，对上式等号右边的式子进行离散傅立叶反变换，就得到了卷积结果。上述过程采用C#.Net编程实现，二维离散FFT通过调用一维离散FFT实现，一维离散FFT通过碟形算法实现。将CT图片分割成 $256 \times 256$ 矩阵，为防止卷积后产生的交叠误差，卷积运算前须对  $\phi(x, y, d)$  和  $k(x, y, d)$  采用矩阵右下角补0的方法扩展为 $512 \times 512$ ，并取卷积后中间的 $256 \times 256$ 矩阵作为卷积结果。对 $512 \times 512$ 矩阵卷积，在P4 2.4 A/512 MB机器上运算时间小于1秒，结果与采用matlab7.0中的conv2()函数的结果相同，但在相同的硬件条件下，在matlab7.0中的运算时间为21秒，运算速度显著提高。

## 2 逆向计划优化

与传统的正向计划不同，IMRT逆向计划系统需首先提出数学化的临床目标，然后由计划系统优化射野参数，以实现所要达到的临床目标。我们采用GA对子野的笔射束权重进行了优化，初步实现了所要求的临床目标，过程如下。

### 2.1 信息编码，生成初始种群

对于IMRT射野权重优化问题，编码对象就是笔射束权重，采用二进制编码，根据给定的肿瘤靶区处方剂量动态确定二进制编码长度，确定群体规模M，利用System.random函数产生规模为2M的群体，并计算出每个个体的适应度，从中筛选出适应度比较高的M个个体形成初始种群，并建立解码函数。由于在C#.Net中用系统时间做随机种子产生随机数时并不保险，为了保证产生的真正的随机数，首先使用系统时间作为随机种子，然后将上一次产生的随机数跟循环变量和一个与系统时间有关的整型参数相乘，以此作为随机种子，从而保证能产生真正的随机数。

### 2.2 建立适应度函数(目标函数)

对笔射束权重优化问题，适应度函数就是目标函数，采用基于剂量的目标函数，即其形式为：

$$g(x) = \frac{1}{N_T} \sum_{i=1}^{N_T} (D_i - D_0)^{r_2} + \frac{1}{N_{OAR}} \sum_{i=1}^{N_{OAR}} H(D_i - D_0^{OAR}) \cdot (D_i - D_0^{OAR})^2$$

其中  $N_T$  和  $N_{OAR}$  分别是靶区和危险器官中的体元个数， $D_0^T$  是肿瘤靶区处方剂量， $D_0^{OAR}$  是危险器官耐受剂量， $H(D_i - D_0^{OAR})$  为阶跃函数。 $D_i = \sum_j K_{ij} W_j$ ，是第i个体元的计算剂量，等于所有射线在该点剂量贡献的总和， $W_j$  为笔射束权重，是遗传算法的待优化变量， $K_{ij}$  是第j个笔射线对第i点的贡献，在本研究中，由于卷积模型已经包含了散射剂量，此处 $D_i$  为剂量计算模型中的卷积结果。另外，如果有多个子野，上述  $g(x)$  还需对子野求和。优化的目标是使  $g(x)$  取值最小，因GA适用于最大值问题的优化，所以需要  $g(x)$  取倒数，即目标函数  $f(x) = 1/g(x)$ ，如果迭代过程出现  $g(x) = 0$  (出现概率几乎为0)，说明已经得到最优解，计划系统做出异常处理，并停止迭代。计算时将病人的三维图像分割成小的笔射束，按初始权重分别计算每一子野的剂量，即可得到三维上的剂量分布，然后依据设定的目标函数对计划进行评分，对需要保护的正常组织，只要不超过其耐受剂量，分值为零，反之为1。

### 2.3 进行复制、交叉和变异

为防止优秀个体由于选择、交叉或变异中的偶然因素而被破坏，保证GA的全局收敛性，采用最优个体保留方式，最优个体保留在种群之外，方法是将每一代种群的最优个体保留下来，不参与遗传操作，使之直接进入下一代。遗传操作采用适应值比例选择，二进制单点交叉，遗传参数的选择采用经验法，范围为：交叉概率  $P_c$  (0.4—0.9)，变异概率  $P_m$  (0.005—0.05)。

## 3 结果

按照上述过程，我们对基于静态调强的笔射束权重进行了优化。参数选择为：群体规模  $M=101$ 、 $P_c=0.6$ 、 $P_m=0.01$ ，采用二进制编码，根据给定的肿瘤靶区剂量动态确定二进制编码的长度，建立基于剂量的目标函数，预设5个子野，根据肿瘤的形态和位置，5个子野的方向设定为 $45^\circ$ 、 $120^\circ$ 、 $210^\circ$ 、 $270^\circ$ 、 $330^\circ$ ，FSPB宽度  $1.0 \times 1.0 \text{ cm}^2$ ，治疗计划设计为：肿瘤靶区处方剂量8000 cGy、危险器官和正常组织的最高受限剂量为3000 cGy、5000 cGy，分20次照射，每周5次，每次肿瘤靶区实际受照剂量为400 cGy。计划系

统经过100次迭代，达到了所要求的临床目标，迭代过程中适应度的变化如图1，由图可见，迭代次数超过75次以后，适应度的值基本不再变化，说明已经取得了最优解。由于GA采用的是概率性规则，对相同的治疗计划，要达到同样的临床目标，迭代次数可能并不完全相同，在采用最优个体保留方式下，能够加快算法的收敛速度，保证GA以概率1收敛到最优解。实验发现，对于不同的治疗计划，计划系统经过50-100次迭代，一般都能取得符合临床要求的优化解。等剂量线和三维剂量分布如图2、3，结果显示：100%等剂量线完全包含了肿瘤靶区，没有出现剂量热点和冷点，靶区内剂量最高107%，剂量分布均匀，高剂量区剂量分布的形状在三维方向上与靶区形状一致，达到了适形的要求，30%(120 cGy)等剂量线经过危险器官，符合给定的危险器官耐受剂量小于150 cGy的要求，很好的保护了危险器官，正常组织单次实际受照剂量低于250 cGy。上述剂量计算和优化结果达到了所要求的临床目标，有效提高了治疗增益比。

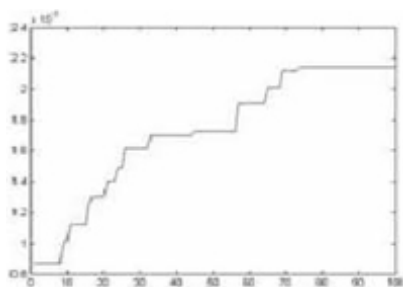


图1 适应度  
Fig.1 Fitness

#### 4 讨论

目前GA优化放射治疗计划射野参数主要集中在射束权重、角度、射野数目等方面，近年来，国外对GA应用于放射治疗射野参数的优化已经开展了很多研究[3][4]，取得了可喜成果。在我国，成都电子科技大学李永杰博士采用上海Topslane公司2003年从国外引进的治疗计划平台，开展了GA、CG(共轭梯度)优化IMRT射野参数的研究，取得了很好的结果[5][6]，但其研究成果未见国内文献报道。目前，我们的研究已经实现了身体外轮廓、肿瘤组织和危险器官的勾画，等中心的确定，基于快速傅立叶变换的IMRT剂量卷积模型的计算，基于GA的笔射束权重优化等功能，取得了初步成果。研究表明，GA优化IMRT笔射束权重能够得到较高适形度的剂量分布，与传统优化方法相比，GA的搜索过程不依赖于梯度信息，没有复杂的导数运算，其本质的并行性决定了GA在处理复杂问题和寻找最优解方面具有较高的搜索效率和良好的性能。

由于开展IMRT射野参数优化及验证是一个庞大的系统工程，很多单位研究人员没有足够的能力单独进行，这些客观条件的限制，致使国内开展IMRT优化方法研究的科研人员很少。我们的研究虽然取得了一些成果，但是基本上还处于实验室研究阶段，对GA不同遗传参数和选择策略下的收敛性能还需进一步分析，计算结果还需进一步临床验证，对于这些问题的研究和改进都具有重要的理论和实际应用价值。

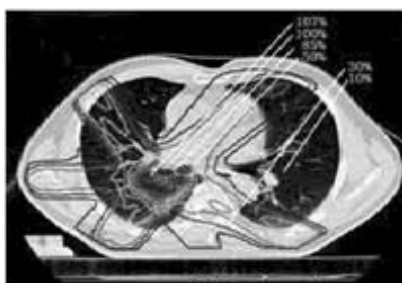


图2 等剂量线

Fig.2 Contour

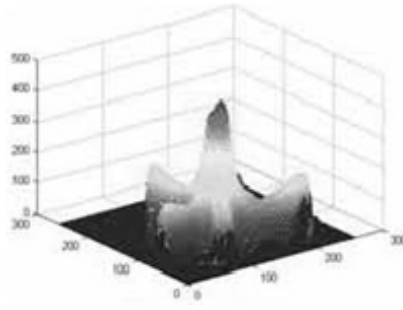


图3 三维剂量分布  
Fig.3 3-D dose distribution

参考文献:

- [1]金浩宇, 吕庆文, 周凌宏. 用解卷积方法提取笔射束核的实现[J]. 中国生物医学工程学报, 2004, 23(4): 382-5.
- Jin HY, LV QW, ZHOU LH. Extraction of pencil beam kernels by the deconvolution method [J]. Chin J BME, 2004, 23(4): 382-5.
- [2]Morris T, Bengt F. B. Equivalent squares of irregular photon fields[J]. Med Phys, 1992, 20(4): 1229-32.
- [3]Cristian Cotrutz Lei Xing. Segment-based dose optimization using a genetic algorithm[J]. Phys Med Biol, 2003, 48:2987-98.
- [4] Wu XG, Zhu YP. An optimization method for important factors and beam weights based on genetic algorithm for radiotherapy treatment planning[J]. Phys Med Biol, 2001, 46: 1085-99.
- [5] Li YJ, Yao Jonathan, Yao DZ, Genetic algorithm based deliverable segments optimization for static intensity-modulated radiotherapy[J], Phys Med Biol, 2003, 48: 3353-74.
- [6] Li YJ, Yao Jonathan, Yao DZ, Automatic beam angle selection in IMRT planning using genetic algorithm[J], Phys Med Biol, 2004, 49: 1915-32.