

遗传算法在散射介质光输运逆问题 研究中的应用*

张 航¹⁾ Sailing He²⁾ 陈小虎¹⁾ 孙 威¹⁾ 刘正东¹⁾

1), 浙江大学物理系, 杭州玉泉 310027

2), 浙江大学现代光学仪器国家重点实验室光与电磁研究中心, 杭州玉泉 310027

摘 要 建立了一个散射介质模型, 在用蒙特卡罗方法成功模拟介质中光输运过程的基础上, 用遗传算法有效地解决了因蒙特卡罗方法模拟结果的离散性和统计性使其在利用传统优化方法进行逆问题研究时存在的困难, 从而较好地实现了对散射介质模型的单个光学特性参数的重构和多参数的联合重构, 同时还深入地讨论了遗传算法在重构过程中的作用机理。

关键词 遗传算法, 蒙特卡罗方法, 重构, 光学特性参数。

1 引 言

光在散射介质中的输运问题已得到了深入的研究, 尤其是用蒙特卡罗方法模拟光在生物组织中传输的研究取得了长足的进展和较大的成功^[1~3]。实际上, 用蒙特卡罗法得到的数值结果已成为比较输运理论中各种解析理论的精确性的一种非实验标准^[1]。前几年里, 本文作者用蒙特卡罗方法模拟散射介质中的光输运过程取得了较好的结果, 得到了输运问题的正问题解答^[3]。

但由于蒙特卡罗法对光在散射介质中输运过程的模拟结果具有不连续性和统计性等特点, 因而在用一般优化算法进行逆问题的研究上还存在困难。而遗传算法能以其固有的全局优化性、鲁棒性、并行性和自适应性等特点克服这些困难, 使逆问题的研究取得了进展。

遗传算法, 自从 60 年代初由美国密执安大学的 Holland 教授提出以来, 已得到极大的发展, 并被广泛地应用于逆问题研究、图像处理、神经网络和人工智能等领域^[4~5]。遗传算法与其它优化算法相比具有特殊的优越性: 首先, 遗传算法在搜寻过程中不易陷入局部最优, 即使所定义的适应度函数是非连续、不规则和伴有噪声的情况下也能以极大的概率找到全局最优解; 其次, 由于遗传算法所固有的并行性, 使之适合于大规模的并行分布处理; 此外, 遗传算法易于和别的优化算法相结合, 形成更优的问题求解方法。正是这些优点克服了蒙特卡罗法模型在逆问题研究中所遇到的困难。

* 国家自然科学基金项目(29676037)和国家橡塑中心基金资助项目。

收稿日期: 1998-12-28; 收到修改稿日期: 1999-04-19

由于散射介质的光学特性参数蕴涵了丰富的介质内在的结构信息, 又是光在介质中传播行为的决定性因素, 所以散射介质的光学特性参数的测定对介质的结构属性的研究有着极其重要的意义。目前, 介质的光学特性参数的测定可通过求解逆散射问题来反演获得^[6]。作者所在课题组曾利用漫射近似方法反演和时域格林函数法反演都取得了较好的效果^[7~8], 但在多参数的同时重构上存在一些困难。本文在用蒙特卡罗法模拟散射介质中光输运的正问题研究基础上, 提出利用遗传算法实现散射介质光学特性参数的重构工作。利用遗传算法和蒙特卡罗法模拟联合求解逆问题不仅能有效地实现对多个介质光学特性参数的联合重构, 进一步还可以实现对参数空间分布的重构。用遗传算法对不同散射介质的不同光学特性参数进行了重构, 其结果均与真实值取得了较好的吻合, 同时还深入地剖析了遗传算法在特性参数的重构过程中的作用机理。

2 蒙特卡罗法模拟光输运模型

本文所要重构的介质光学特性参数为以下四个: 吸收系数(U_a)、散射系数(U_s)、相因子(g)^{*}和介质折射率(n)。设定蒙特卡罗法模拟的计算模型为: 1) 准直红外激光束垂直入射到介质的上表面, 光束无限细; 2) 介质与边界折射率不匹配, 假定边界即空气的折射率为 1.00, 把介质的折射率列为重构的目标光学特性参数之一; 3) 假设介质模型的二维表面线度为有限大, 表面线度无限大模型可视为有限大模型的特例, 表面线度和厚度至少为光子在介质中的平均自由程的 100 倍。由于介质边界折射率不匹配, 因此在介质的表面要考虑光子的反射和透射; 4) 介质对光子有散射和吸收作用, 其中散射可以是各向同性, 也可以是各向异性的; 5) 在介质中传输的是光子, 不考虑其波动性, 也不计它的偏振性^[1]; 6) 在输运过程中光子的生存几率遵循输运理论的负指数衰减的规则; 7) 本文中所考察的光分布为前向的光分布, 模型如图 1 所示, 当然也可采用背向光分布。有关蒙特卡罗法模拟光输运过程的计算可参阅参考文献[1~3]。

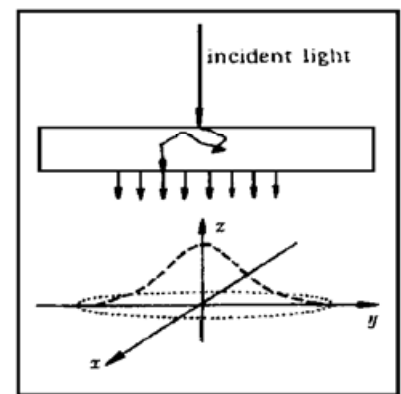


Fig. 1 The model of monte carlo simulation

3 遗传算法

遗传算法的思想精髓是借鉴于达尔文关于自然界生物进化过程中“物竞天择, 适者生存, 优胜劣汰”的自然选择和自然淘汰的遗传机理, 其实质是一种求解问题的高效、并行和全局的搜索方法。它能在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间的知识, 并自适应地控制搜索过程以求得全局最优解。

3.1 遗传算法基本原理

遗传算法是具有“生成+ 检测”的迭代过程的搜索方法, 其“生成+ 检测”的工作由“选择、交叉和变异”这三个遗传操作来完成。一个完整的遗传算法主要包括五个要素: 1) 参数的编

* g 为 Henyey-Greenstein 相函数近似公式中表示散射方向之夹角余弦值的平均值, g 又称为散射的各向异性因子。本文中简称为相因子。

码; 2) 初始群体的设定; 3) 适应度函数和评价函数的设计; 4) 遗传操作的设计; 5) 算法控制参数的设定。

遗传算法的工作思路是: 1) 作参数编码、适应度函数、评价函数和终止条件的设计。遗传算法的处理对象不是参数本身, 而是对参数集进行编码了的个体。2) 产生初始群体, 群体的初始化可根据问题的固有知识来随机产生, 群体中染色体数用 p 表示。3) 根据编码设计对群体中的每条染色体进行解码, 求得的参数值代入适应度函数中计算, 获得正问题的结果并进一步求出适应度。4) 进行终止条件的判断, 若满足则保存结果终止计算, 否则继续下一步。5) 调用评价函数计算出每条染色体被选择的概率, 然后进行选择、交叉和变异三个遗传操作产生新一代群体。如此循环往复, 直到满足终止条件为止。

由于三个遗传操作都采用了随机操作, 尤其选择操作是在评价函数约束下进行随机操作, 所以遗传算法对最优解的搜寻不采用确定性规则, 而是采用概率的变迁规则来指导它的搜索方向。这些内在机理使得遗传算法具有了鲁棒性、自适性和全局优化性等的优点。图 2 是遗传算法的流程图:

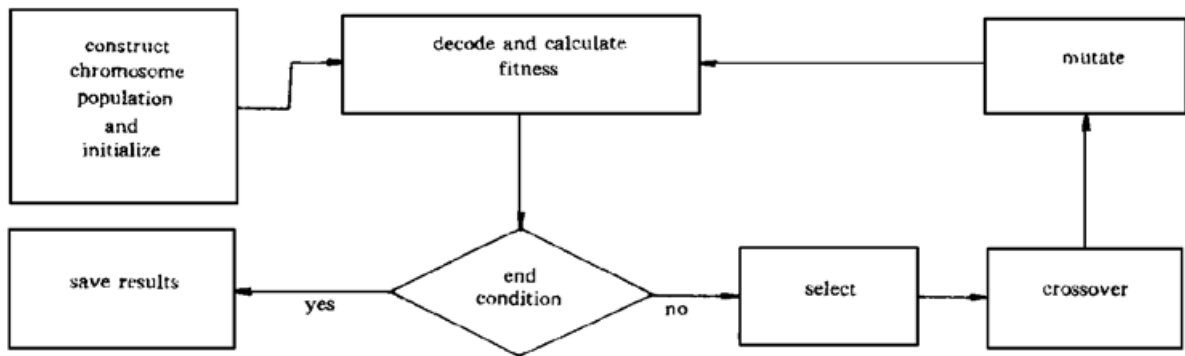


Fig. 2 The flow chart of genetic algorithm

3.2 参数的编码

参数编码的实质是参数由问题空间向算法空间的映射, 而由算法空间向问题空间的映射称为译码。参数的编码应符合完备性、健全性和非冗余性三个规范。完备性指问题空间中的所有点都能用算法空间中的点表示, 健全性指算法空间中的染色体能对应所有问题空间的候选解, 而非冗余性是指算法空间中的染色体和问题空间中的候选解一一对应。

为了符合以上三个规范, 在一般科学计算中通常采用二进制编码^[4]。例如, 重构散射系数 U_s , 设其重构范围为 0~10, 随机产生一个 6 位的二进制数序列,

1	1	0	0	0	1
---	---	---	---	---	---

此序列表示了十进制数“49”, 再根据参数重构范围加以约束便可得问题空间的一个解

$$U_s = \frac{49}{\max} \times L = \frac{49}{64} \times 10 \approx 7.656,$$

其中, $\max = 2^6$ 为 6 位长二进制码的最大表示, L 为重构范围。由此可见, 重构参数的精度是由二进制串的长度决定的。

3.3 适应度函数和评价函数的设计

适应度函数的设计就是正问题解决方案的设计。在参数值经染色体解码设定的情况下, 通过计算适应度函数可求得正问题的结果, 再由评价函数来确定该染色体的优劣程度。适应

度函数的设计不受连续可微的约束, 而且其定义域可以任意设定。据此, 本文中用蒙特卡罗法对光输运过程的模拟作适应度函数。通过调用适应度函数(此函数沿用参考文献[3]中程序), 计算出射光在介质中传播逸出表面时所形成的光分布 Γ 。

评价函数的设计就是对正问题结果相对于目标值优劣程度的评判标准的确定, 又称适应度定标。评价函数用来对群体中的每一条染色体设定一个概率, 以使该染色体被选择的可能性与其适应性成比例, 这里的适应性是指对每条染色体进行适应度函数计算所得的光分布 Γ_c 与目标光分布 Γ_t 的一致性, 目标光分布 Γ_t 是指由实验获得的光分布, 所以设计评价函数如下:

$$F(V_i) = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^p f_j}, \quad (i = 1, 2, \dots, p)$$

式中, V_i 为第 i 条染色体, p 为群体规模, f_i 为第 i 条染色体的适应度:

$$f_i = \frac{\iint_D \Gamma_t(x, y) dx dy}{\iint_D (\Gamma_c(x, y) - \Gamma_t(x, y)) dx dy},$$

其中, D 为有效表面面积。评价函数的设计决定算法的收敛速度和收敛结果的全局性, 是遗传算法的决定性因素, 所以评价函数的设计对遗传算法具有很重要的作用。

3.4 遗传操作

遗传操作包括选择算子、交叉算子和变异算子。在可行域内, 三个遗传操作联合完成随机搜寻全局更优解的工作, 并产生新一代群体。

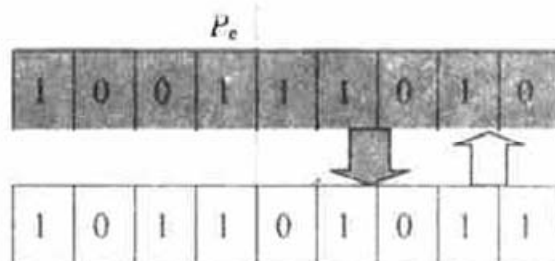
3.4.1 选择算子

选择算子的作用是不断优化新一代的染色体, 本质上是不断缩小搜寻空间。选择算子从当前群体中选出优良的染色体并使它们成为新一代的染色体, 当然具体操作是在评价函数的约束下进行的, 也就是说一条染色体被选择的机会是由评价函数所定的概率决定的。从评价函数的定义式可看出, 被选概率与适应度成比例。为实现这种比例关系, 选择算子的实现采用轮盘赌技术。

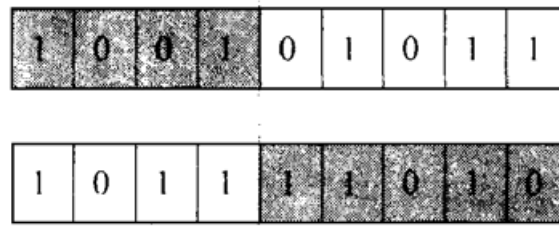
3.4.2 交叉算子

交叉算子的作用是使经选择算子作用后相对优秀的染色体中的优秀基因存在强强联合的机会。一般来说, 经选择算子作用后的染色体的适应度比前一代要高, 其中含了较多的优秀基因, 通过交叉算子的作用使这些优秀基因有机会组合在一起形成更优的染色体。具体操作如下:

父代:



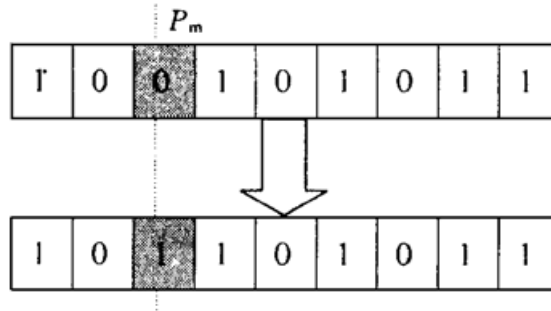
经交叉, 子代成为



其中, P_c 是交叉点, 交叉点也是随机确定的。

3.4.3 变异算子

变异算子是由模拟自然遗传机制中基因突变现象而来的。变异算子的作用是使算法存在跳出局域最优空间的几率, 从而保证整个遗传算法具有全局性。变异操作需要预先定义遗传系统中的变异概率, 根据变异概率对一定的染色体进行变异操作。变异的染色体和基因是随机选定的。操作示意如下:



其中, P_m 是突变位置, 在算法中随机确定。

蒙特卡罗法成功地模拟了光子在生物组织中的输运过程, 数值计算结果与实验结果吻合得非常好。下面以蒙特卡罗法模拟计算获得的光分布替代实验所得的光分布作为目标光分布 Γ_1 。这种替代是合理的, 不影响遗传算法的正确性, 理由是: 首先, 蒙特卡罗法模拟结果与实验结果是高度一致的; 其次, 蒙特卡罗法模拟的内在统计性质使各次模拟计算之间不存在相关性。

4 参数的重构

蒙特卡罗法模拟光输运过程具有统计性和离散性的特点, 即使是相同光学特性参数的介质的每次模拟结果也可能不同, 光分布会有一些波动, 从而引起适应度的统计涨落。这种统计涨落使得最优解附近的解的适应度也有可能略高于最优解的适应度, 导致适应度只能在统计意义上与算法中可行解范数成比例, 给参数的重构工作带来困难。为了克服这些困难, 可在每一代里保存一部分适应度最高的染色体, 这样能保存下整个过程中产生的最好解, 因为最高的适应度还是由范数最小的解产生的。

所有表中 U_a 、 U_s 的单位均取 mm^{-1} , N 为蒙特卡罗模拟算法中的光子数。

4.1 单参数 U_s 的重构

单个介质光学特性参数的重构工作是在假设其中三个参数始终是已知和确定的前提下, 重建一个特性参数。因为只有一个参数要被重建, 所以一条染色体中仅表示一个参数, 再结合其它三个参数用蒙特卡罗法模拟得出一个光分布。再根据适应度函数的定义计算出该染色

体的适应度, 这样就可进行遗传算法的选择、交叉和变异三个操作以产生新一代群体。

下面对散射参数 U_s 进行重构, 待重构的散射介质的光学特性参数为: $U_a = 0.2 \text{ mm}^{-1}$, $U_s = 1.2 \text{ mm}^{-1}$, $n = 1.37$, $g = 0.8$ 。设定变量的二进制编码长度为 8 位, 蒙特卡罗法模拟的计算量 $N = 200,000$, 并取定 U_s 的重构范围为 $1.02.0 \text{ mm}^{-1}$ 。表 1 是 U_s 的重构过程和结果。

表 1 给出了群体中所有个体在第 1、7、15、28 和 32 代的重构结果, 并按适应度由大到小排序。在第 1 代里, 各个体的重构结果大致遍布了整个重构范围 $1.002.00$, 分布较散, 这是遗传算法中初始群体的随机产生作用的结果, 也是算法并行性和全局性的体现。在选择算子的作用下, 搜寻范围到第 7 代已收缩到 $1.001.67$ 之间, 第 15 代时收缩到 $1.19.1.50$ 。在第 20 代时, 搜寻范围已基本局限在 $1.1951.215$ 之间, 但第 24 个个体例外, 其重构值为 1.70 , 这是由于变异算子的操作所致, 体现了其跳出局部寻优的能力。随后的各代中搜寻范围继续缩小, 直到第 32 代满足终止条件而结束, 重构值和目标值之间的误差已小于 0.1% , 取得了满意的重构效果。

Table 1. The value of the reconstructed result of U_s

value genetation chromosomes	1st	7th	15th	20th	28th	32th
1	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20
2	1.19	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20
3	1.29	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20
4	1.10	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20
5	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20
6	1.30	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20
7	1.19	1.20	1.23	1.20	1.20	1.20
8	1.04	1.05	1.20	1.20	1.20	1.20
9	1.41	1.04	1.20	1.20	1.20	1.20
10	1.39	1.34	1.20	1.20	1.20	1.20
11	1.35	1.11	1.20	1.20	1.20	1.20
12	1.52	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20
13	1.33	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20
14	1.58	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20
15	1.26	1.13	1.20	1.20	1.20	1.20
16	1.52	1.11	1.20	1.20	1.20	1.20
17	1.60	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20
18	1.59	1.20	1.21	1.20	1.20	1.20
19	1.75	1.13	1.20	1.20	1.20	1.20
20	1.64	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20
21	1.90	1.51	1.21	1.20	1.20	1.20
22	1.94	1.67	1.20	1.20	1.20	1.20
23	1.80	1.58	1.50	1.20	1.20	1.20
24	1.99	1.58	1.46	1.70	1.20	1.20
best fitness	5.93	5.97	6.01	6.02	6.02	6.07
average fitness	5.44	5.72	5.75	5.81	5.80	5.81

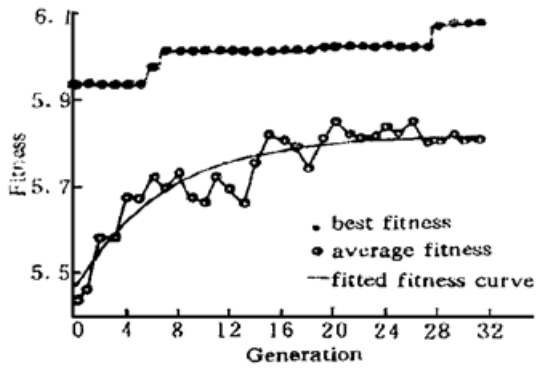


Fig. 3 Fitness of every iteration in reconstruction

从表 1 中还可看到, 整个重构过程中的最高适应度是不断提高的, 而平均适应度先是快速升高, 然后趋于稳定。具体每一代的适应度见图 3。

由于在算法中采取了保存部分最优染色体, 使图 3 中的最优重构值不断升高。从适应度函数的设计公式看, 当算法解与目标解趋于一致时, 适应度应趋于无穷大, 但由于蒙特卡罗法模拟统计涨落的存在, 使得最优重构值并不能无限增大。

对经拟合的群体平均适应度曲线分析可知, 在初始阶段平均适应度升高很快, 随后渐渐趋于缓慢, 最后趋于恒定。这说明选择算子的作用在遗传算法初始阶段的作用较大, 群体在选择算子的作用下不断得到纯化, 在交叉算子的作用下沿优化方向得到进化, 使搜索范围缩小, 群体内个体趋同。这也使得选择算子和交叉算子的作用逐渐减小, 所以群体的平均适应度并不是以线性增长, 而是以曲线形式增长。这个特点能用在算法终止条件的设计上, 可以平均适应度趋于恒定作为终止条件。

平均适应度相对于拟合曲线的波动在 1 至 18 代里较大, 19 至 27 代里稍小, 在 28 至 32 代里更小, 这是变异几率分段设置之故。为了提高跳出局部最优的能力, 在算法的初始阶段设置了高达 0.100 的变异几率, 同时为了保证算法的收敛速度, 变异几率在中间阶段被设置为 0.040, 而在 27 代以后只为 0.001, 故而出现了平均适应度波动大小呈分段分布的状态。

4.2 多参数的重构

介质的多参数联合重构工作很好地体现了遗传算法的高效率。在多参数重构中, 一条染色体表示了多个参数一种组合, 一种组合描述了一种散射介质所固有的光学特性。由于重构的参数增加, 染色体的长度相应增长, 出现更多的组合情况, 同时由于参数之间的相互耦合作用增加了重构的复杂性, 使重构工作的难度增大。

4.2.1 U_a 和 U_s 两参数的联合重构

已知一散射介质的光学特性参数为: $U_a = 0.2 \text{ mm}^{-1}$, $U_s = 1.2 \text{ mm}^{-1}$, $n = 1.37$, $g = 0.9$ 。赋两个待重构变量的二进制编码长度为 8 位, 蒙特卡罗法模拟的计算量 $N = 200,000$ 。取定 U_s 的重构范围为 $0.52.0 \text{ mm}^{-1}$, U_a 的重构范围为 01.0 mm^{-1} 。表 2 是 U_a 和 U_s 联合重构的若干代结果。从重构结果看, U_a 和 U_s 的误差均在 2% 以内, 重构效果令人满意。

Table 2. Simultaneous reconstructed results of U_a and U_s in some generations

generation	1st	12th	25th	35th	50th	57th
U_a	0.19	0.23	0.23	0.22	0.22	0.21
U_s	1.37	1.08	1.08	1.18	1.18	1.19
best fitness	15.54	15.92	15.92	16.15	16.15	17.16
average fitness	8.39	13.57	14.28	14.57	14.77	14.90

4.2.2 四参数的联合重构

已知一散射介质的光学特性参数为: $U_a = 0.5 \text{ mm}^{-1}$, $U_s = 1.2 \text{ mm}^{-1}$, $n = 1.37$, $g = 0.9$ 。赋四个待重构变量的二进制编码长度为 8 位, 蒙特卡罗法模拟的计算量 $N = 200,000$ 。同时取定 U_a 的重构范围为 01.0 mm^{-1} , U_s 为 $0.52.0 \text{ mm}^{-1}$, g 为 $0.50.9$, n 为 $1.002.00$ 。表 3 是四

参数联合重构的结果。从重构结果看, 所有重构值的误差均在 2% 以内, 而且计算代数并不多, 所以重构效果较好。

Table 3. Simultaneous reconstructed results of four parameters in some generations

generation	g	U_a	U_s	n	best fitness	average fitness
1st	0.92	0.54	1.63	1.14	11.31	6.04
4th	0.89	0.60	1.71	1.02	19.37	8.99
7th	0.90	0.56	1.24	1.29	24.80	12.57
10th	0.86	0.49	0.65	1.39	24.81	14.50
13th	0.86	0.49	0.68	1.39	25.42	17.31
16th	0.89	0.54	1.057	1.30	25.85	20.21
19th	0.89	0.54	1.06	1.30	25.85	19.96
22th	0.90	0.51	1.24	1.36	26.11	22.31
25th	0.90	0.52	1.16	1.35	26.43	22.56
28th	0.90	0.52	1.16	1.35	26.43	22.19
31st	0.90	0.52	1.24	1.37	26.57	23.01
34th	0.90	0.52	1.24	1.37	26.57	24.44
37th	0.90	0.52	1.24	1.37	26.57	23.90
40th	0.90	0.51	1.22	1.37	26.60	24.03
43rd	0.90	0.51	1.22	1.37	26.60	24.67
46th	0.90	0.51	1.22	1.37	26.60	24.73
47th	0.90	0.51	1.22	1.37	26.60	24.48
48th	0.90	0.51	1.22	1.37	26.60	24.89

4.3 结果分析

从上面的重构结果可看到, 遗传算法对单个参数的重构和多个参数的联合重构效果都比较好, 误差均能限制在 2% 以内。通过对表 1 表 3 的重构结果分析可得, 重构值的误差当减小到 1% 后, 再缩小比较困难, 这表明了简单遗传算法在局部最优方面的不足, 但在全局寻优方面已充分显示了它的优越性。多参数的重构涉及到各个参数之间的相互耦合作用, 增加了问题的复杂性, 所以表现出多参数重构结果的误差比单参数重构结果的误差稍大一些, 计算量也有所增加, 但计算量的增加不是很大。这也是遗传算法的一个优点。

总之, 无论是在单参数的重构中还是在多参数的联合重构过程中, 遗传算法都显示了它的高效性和全局最优的特点。遗传算法和蒙特卡罗法模拟的结合为散射介质的光学特性参数的测定提供了一个新的便捷的方法。

结束语 将遗传算法作为一种优良的求解逆问题工具引入光输运的逆问题研究中, 一方面使原来较为棘手的一些问题得到一种新的解决方法和思路, 另一方面一些传统的解决方法在结合遗传算法后可以很大程度上提高其效率。为了克服简单遗传算法在局部最优方面的缺陷, 可以对简单遗传算法作一些改进, 结合其他优化算法形成混合遗传算法。这样, 既可以保持遗传算法的全局寻优的优越性, 又能充分发挥其它优化算法在局部最优方面的高效性。由于其突出的优点, 因而它不仅可成为散射介质的层析成像技术而应用到一些材料(诸如, 大气、海洋和化工原料等)内部结构的检测上, 结合声波、红外波等遥感技术实现对地层结构的重

构而应用到地学上, 而且还可作为光学计算机层析成像技术(OCT)应用到生物组织的检测和临床医学上面, 总之, 它具有广泛的应用前景。

参 考 文 献

- [1] Zaccanti G. Monte Carlo study of light propagation in optically thick media: point source case. *Appl. Opt.*, 1991, **30**(15): 20312041
- [2] Flock S T, Patterson M S, Wilson B C *et al.*. Monte Carlo modeling of light propagation in highly scattering tissue I: model predictions and comparison with diffusion theory. *IEEE Trans. Biomed.*, 1989, **36**(12): 11621168
- [3] 孙 威, 应金品, 李 江等. 用蒙特卡罗方法研究生物组织中的光分布. *光学学报*, 1994, **14**(1): 97101
- [4] Goldberg D E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. New York: Addison-Wesley, 1989
- [5] Rowllins G. *Foundations of Genetic Algorithm*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1991. 2538
- [6] McCormick N J, Sanchez R. Inverse problem transport for anisotropic scattering coefficients. *J. Math. Phys.*, 1981, **22**(1): 199208
- [7] Ying J, Sun W. Reconstruction of the optical parameters of a stratified tissue. *Proc. SPIE*, 1995, **2393**: 254261
- [8] Ying Jinpin, Chen Xiaohu, Zhang Hang. Simultaneous reconstruction of optical parameters stratified tissue via Green function approach time domain. *Proc. SPIE*, 1997, **2979**: 619626

Application of Genetic Algorithm in Inverse Problem of Photon Propagation in Scatter Media

Zhang Hang¹⁾ Sailing He²⁾ Chen Xiaohu¹⁾ Sun Wei¹⁾ Liu Zhengdong¹⁾

1), *Departments of Physics, Zhejiang University, Yuquan, Hangzhou 310027*
2), *National Key Laboratory of Modern Optical Instrumentation, Zhejiang University, Yuquan, Hangzhou 310027*

(Received 28 December 1998; revised 19 April 1999)

Abstract The photon propagation in media volume has been successfully simulated by a Monte-Carlo method, and a genetic algorithm is applied to overcome the difficulties in the research of inverse problem by traditional optimizations and search algorithms caused by the discrete and statistic results of the Monte Carlo simulation. The reconstruction for a single optical parameter of a scatter media model and the simultaneous reconstructions for multiple parameters of model are realized well by the Genetic Algorithm and a detailed explanation of its mechanism in reconstructing is presented.

Key words genetic algorithm, Monte-Carlo method, reconstruction, optical parameters.