

文章编号: 1001-3806(2009)01-0032-04

光散射模型参量反演中的遗传模拟退火算法

王安祥¹, 冯健²

(1. 西安工程大学 理学院, 西安 710048; 2. 中国电波传播研究所, 青岛 266107)

摘要: 为了研究遗传模拟退火算法在光散射模型参量反演中的迭代搜索性能问题, 分别采用遗传模拟退火算法和单一遗传算法迭代搜索了几种介质的双向反射分布函数模型的相关参量。将两种算法的反演结果与在特定激光波长下的双向反射分布函数实验数据进行了对比, 通过理论分析和实验验证, 取得了两种算法所得到的拟合值, 两种拟合值都与实验数据吻合得较好; 同时比较了遗传模拟退火算法和单一遗传算法在迭代次数、计算时间和均方误差等之间的差异。结果表明, 两种算法在不同介质表面双向反射分布函数模型参量反演时都可以得到满意的结果, 且前者优化效果更优。这一结果对研究不同算法的迭代搜索性能是有帮助的。

关键词: 散射; 双向反射分布函数; 遗传算法; 遗传模拟退火算法; 反演

中图分类号: O436.2 **文献标识码:** A

Genetic simulated annealing algorithm in the parameter retrieval of light scattering model

WANG An-xiang, FENG Jian

(1. School of Science, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China; 2. China Research Institute of Radio Wave Propagation, Qingdao 266107, China)

Abstract: In order to study iteration searching properties of genetic simulated annealing algorithm (GSAA) parameters in bidirectional reflectance distribution function (BRDF) model, GSAA and genetic algorithm (GA) were employed, respectively, to search iteratively parameters of BRDF model for several media. The retrieved results of the two algorithms were compared with the BRDF experimental data at a certain laser wavelength. By theoretically analyzing and experimentally demonstrating, fitting values for both the algorithms were obtained, which were consistent with experimental values very well. Meanwhile, the difference of iteration number, computation time and mean square error in both the algorithms was compared. The results show that, the BRDF experimental data can be retrieved satisfactorily using both GSAA and GA, and the former is better than the latter. The aforementioned results are of help to the study of iteration searching properties of algorithms.

Key words: scattering; bidirectional reflectance distribution function; genetic algorithm; genetic simulated annealing algorithm; retrieval

引言

在国防、遥感和商业的应用中, 对各种材料的空间反射分布特性和光谱特性的了解显得越来越重要^[1-5], 而有效地描述其空间反射分布特性和光谱特性的最佳物理量就是双向反射分布函数 (bidirectional reflectance distribution function, BRDF)。要准确了解目标表面的光散射特性, 在实验上需要测量大量的 BRDF 实验数据, 而依靠实验测量获得全部光散射信息工作量

太大, 且不现实。通过有限的实验数据建立工程统计模型获得相应的光散射信息已成为国防和民用领域中至关重要的关键技术。

将遗传算法 (genetic algorithm, GA) 与模拟退火算法相结合, 组成新的性能优良的全局搜索算法——遗传模拟退火算法 (genetic simulated annealing algorithm, GSAA), 该算法可以克服遗传算法和模拟退火算法各自的缺点, 发挥它们的优势。作者依据所测目标样片的 BRDF 实验数据, 分别将遗传算法和遗传模拟退火算法应用于目标表面 BRDF 模型的参量反演中, 获取样片的 BRDF 模型参量, 建立了不同样片的 BRDF 参量模型。

1 双向反射分布函数

美国学者 NICODEMUS 于 1970 年正式提出双向反射分布函数, 公式如下:

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (40474061)

作者简介: 王安祥 (1974-), 男, 讲师, 理学硕士, 现主要从事目标光散射特性的研究、大学物理实验的教学与科研工作。

E-mail: waxiang0921@126.com

收稿日期: 2007-10-30; 收到修改稿日期: 2008-07-08

$$f_r(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r) = \frac{dL_r(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)}{dE_i(\theta_i, \varphi_i)} \quad (1)$$

式中, θ, φ 分别是球坐标下的天顶角和方位角, 下标 i, r 分别代表入射量和反射量, $dL_r(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)$ 为 (θ_r, φ_r) 方向上的反射亮度, $dE_i(\theta_i, \varphi_i)$ 为 (θ_i, φ_i) 方向上的入射照度, 则双向反射分布函数定义为沿 (θ_r, φ_r) 方向出射的辐射亮度 $dL_r(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)$ 与沿 (θ_i, φ_i) 方向入射到被测表面的辐照度 $dE_i(\theta_i, \varphi_i)$ 之比。图 1 是描述光束和目标表面关系的 BRDF 几何图。

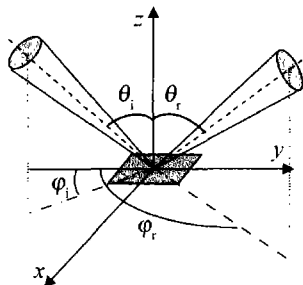


Fig. 1 Geometry of the BRDF

2 遗传模拟退火算法

遗传模拟退火算法则是将遗传算法与模拟退火算法相结合而构成的一种优化算法, 它在利用遗传算法进行参量优化的基础上, 引模拟退火算法, 抑制了遗传算法的早熟现象, 克服了其局部寻优能力较差的缺点。

遗传模拟退火算法描述如下: (1) 进化代数计数器初始化: $t \leftarrow 0$; (2) 遗传算法部分初始化, 设置最大进化代数、群体规模、编码设置、交叉概率、变异概率; (3) 模拟退火算法部分初始化, 设置初始温度 T_0 , 温度下降系数 α ; (4) 随机产生初始群体 $p(t)$, 评价 $p(t)$ 群

体的适应度; (5) 个体选择操作: $p'(t) \leftarrow \text{select}[p(t)]$, 这里采用比例选择方法, 其基本思想是: 各个个体被选中的概率与其适应度大小成正比; (6) 个体交叉操作: $p''(t) \leftarrow \text{crossover}[p'(t)]$; (7) 个体变异操作: $p'''(t) \leftarrow \text{mutation}[p''(t)]$; (8) 个体模拟退火操作: 引入 Metropolis 准则, 以交叉概率 p_c 进行交叉操作, 判断是否接受新个体, 如果新得到的子代个体优于父代, 用子代个体替代父代; 否则以 Metropolis 准则接受子代个体, $p_s(t) \leftarrow \text{simulatedannealing}[p'''(t)]$; (9) 评价群体 $p_s(t)$ 的适应度; (10) 终止条件判断, 如不满足终止条件, 则: $t \leftarrow t + 1, p(t+1) \leftarrow p_s(t)$, 温度参量按照经典退火方式 $T(k) = T_0 / \ln(1 + k)$ 降低温度 (k 为循环参量), 转到第 (5) 步, 继续进化过程; 如满足终止条件, 则输出当前最优个体, 算法结束。

3 应用举例

文中选用的遗传算法的运行参量为: 编码形式采用二进制编码, 采用单点交叉, 群体大小 $M = 100$; 终止代数 $T = 600$; 交叉概率 $p_c = 0.4$; 变异概率 $p_m = 0.1$ 。模拟退火算法中需要设定温度参量 T_0 , 本文中设定初始温度 (无量纲) $T_0 = 1000$ 。这里选取充分大的初始初值 T_0 , 是因为要使算法进程在合理的时间里搜索尽可能大的解空间, 只有足够大的 T_0 才能满足这个要求。

采用国内外文献中所提出的双向反射分布函数模型, 例如大粗糙度表面的 BRDF 模型^[6]、指数分布的 BRDF 模型^[7] 以及 BRDF 5 参量统计模型^[7]。

模型参量选择的最佳标准是模拟实验数据的标准均方误差最小, 此时, 最小均方误差可按式计算^[8]:

$$\min E(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{\theta_i} \sum_{\theta_r} g_1(\theta_i) g_2(\theta_r) [f_r(\theta_i, \theta_r, \varphi_r) \cos \theta_r - f_{r,0}(\theta_i, \theta_r, \varphi_r) \cos \theta_r]^2}{\sum_{\theta_i} \sum_{\theta_r} g_1(\theta_i) g_2(\theta_r) [f_{r,0}(\theta_i, \theta_r, \varphi_r) \cos \theta_r]^2} \quad (2)$$

式中, \mathbf{x} 是模型参量的列向量, $f_{r,0}$ 是 BRDF 实验测量数据, f_r 为模型计算的 BRDF 数值; $g_1(\theta_i), g_2(\theta_r)$ 为加权函数, 在不均匀的测量间距时调整各项误差对总误差的影响, 它取决建模的目的和不等距测量的精度。通过选取加权函数可以在重要的辐射角或观测角区域获得更精确的经验参量。例如, 要在镜向处有较精确拟合结果, 可以选择 $g_1(\theta_i) g_2(\theta_r) = \cos(\theta_i - \theta_r)$ 。如果实验数据都是等间距测量获得的, 加权函数可取为 1。实验中所测样片均由中国科学院安徽光机所 BRDF 实验测量系统测得, 该测量系统的原理和测试方法在许多文献中都进行了详细的论述^[9-10], 这里就不再赘述了。根据下述几种样片在入射面内不同入射角的 4 组散射角分布的 BRDF 实验数据 (波长为 $1.06 \mu\text{m}$), 利用双向反射分布函数模型和遗传模拟退火算法, 获得

不同样片的模型参量。

3.1 水泥板

水泥板属于大粗糙度随机样片, 采用大粗糙度表面的 BRDF 模型^[6], 模型形式如下:

$$f_r(\theta_i, \theta_r, 0) = m \cdot \left(\frac{\cos \theta_r}{\cos \theta_i} \right)^{n-1} \quad (3)$$

式中, m, n 为待定参量。根据水泥板在入射角度为 $0^\circ, 10^\circ, 30^\circ, 50^\circ$, 相对方位角都是 0° 的条件下的实验数据, 经过遗传模拟退火算法的参量反演, 获得模型的各个参量和误差为: $m = 0.0833, n = 1.3720, E = 1.71\%$ 。由遗传算法得到各个参量值及均方误差为: $m = 0.0883, n = 1.5738, E = 2.79\%$ 。模拟曲线如图 2 和图 3 所示。从图中可以看出, 水泥板的光散射特征接近于朗伯面, 可以认为基本是由漫射分量组成, 镜像

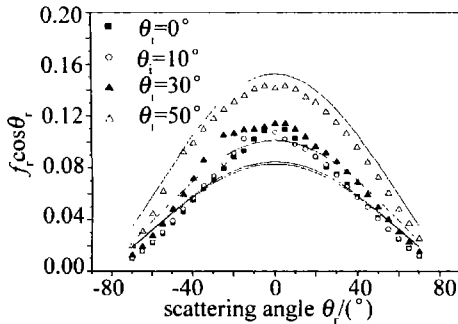


Fig. 2 BRDF of floor slab (points represent experimental datum and lines represent the fitted results calculated by equation(3) using GSAA)

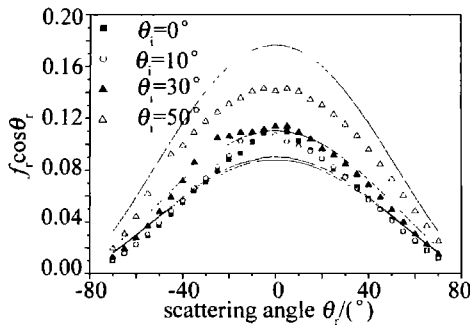


Fig. 3 BRDF of floor slab (points represent experimental datum and lines represent the fitted results calculated by equation(3) using GA)

分量可以近似为0。

3.2 粗糙钢板 G4

对于粗糙钢板样片,这里采用指数分布的 BRDF 模型^[7],模型形式如下:

$$f_r(\theta_i, \theta_r, 0) = \frac{a \cdot \exp[-b \cdot (\theta_i - \theta_r)^2] + d \cos \theta_r}{\cos^c \theta_i \cos \theta_r} \quad (4)$$

式中, a, b, c, d 为待定参数。 a 决定方向反射的大小; d 决定漫反射分量的大小; b 决定镜反射瓣膜宽度, b 越大, 镜向峰值就越尖, 反之, 则越平滑。 c 决定散射峰值随入射角度的变化。通过遗传模拟退火算法的参数反演, 获得模型的各个参数和误差为: $a = 0.0680, b = 4.0879, c = 1.0243, d = 0.07975, E = 0.96\%$ 。由遗传算法得到各个参数值及均方误差为: $a = 0.0645, b = 2.5301, c = 0.9953, d = 0.0690, E = 1.58\%$ 。模拟曲线如图4、图5所示。

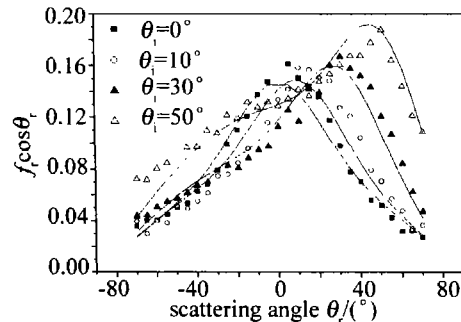


Fig. 4 BRDF of rough armor plate (points represent experimental datum and lines represent the fitted results calculated by equation(4) using GSAA)

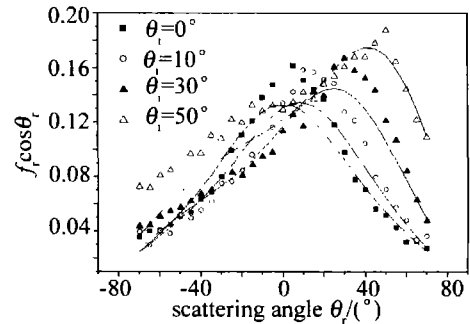


Fig. 5 BRDF of rough armor plate (points represent experimental datum and lines represent the fitted results calculated by equation(4) using GA)

3.3 涂漆钢板

涂漆钢板采用 BRDF 5 参量统计模型^[7], 模型形式如下:

$$\frac{f_r(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)}{\cos \theta_i} = k_1 \frac{k_r^2 \cos \alpha}{1 + (k_r^2 - 1) \cos \alpha} \exp[f \cdot (1 - \cos \gamma)^e] \cdot \frac{G(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)}{\cos \theta_i \cos \theta_r} + \frac{k_2}{\cos \theta_i} \quad (5)$$

式中, 第1项代表粗糙表面的相干镜反射分量, 第2项表示漫反射分量。 α 为微观小平面对法线方向与 z 轴的夹角, γ 为微观小平面对法线方向与 k_r 的夹角, $G(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r)$ 表示遮蔽函数, k_1, k_2, k_r, e, f 为待定参数。通过遗传模拟退火算法的参数反演, 获得模型的各个参数和误差分别为: $k_1 = 0.1350, k_r = 0.7905, f = -19.5777, e = 0.5940, k_2 = 0.0165, E = 2.75\%$ 。由遗传算法得到各个参数值及均方误差分别为: $k_1 =$

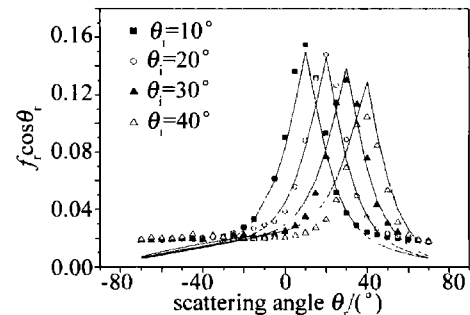


Fig. 6 BRDF of painted armor plate (points represent experimental datum and lines represent the fitted results calculated by equation (5) using GSAA)

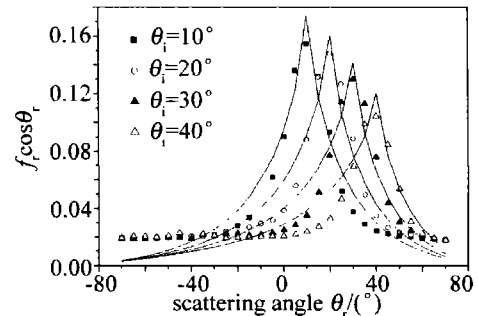


Fig. 7 BRDF of painted armor plate (points represent experimental datum and lines represent the fitted results calculated by equation (5) using GA)

0.1768, $k_r = 0.5935$, $f = -6.1647$, $e = 0.4028$, $k_2 = 0.0025$, $E = 4.71\%$ 。模拟曲线如图6和图7所示。

4 结果分析

4.1 同一样片在不同迭代次数下的误差比较

下面对两种算法在计算建模所花的时间及误差做比较。计算机为同一配置, CPU 频率为 2.81G, 内存为 512M(注:用系统时间替换 CPU 计算时间), 对同一样片将两种算法在不同迭代次数下进行了误差比较, 粗糙钢板样片的结果如表1所示, 结果显示迭代次数较小情况下, 两种算法的计算误差精度都很小, 表明两种算法都具有较强的全局搜索能力, 随着迭代次数的增加, 遗传算法的误差精度基本保持不变, 而遗传模拟退火算法的误差精度在不断提高, 主要是由于它具有更强的局部搜索能力, 有利于发现最优解。

Table 1 Comparison of computation error of same browse film under different iteration times

number of iterative	GA		GSAA	
	time	error/%	time	error/%
20	2s	3.756	13s	1.283
100	10s	2.326	64s	1.109
200	19s	1.584	2min 9s	0.983
300	29s	1.584	3min 14s	0.963
600	58s	1.584	6min 28s	0.961

4.2 不同样片在相同迭代次数下的误差比较

由表2可以看出, 迭代次数相同情况下, 从时间上来看, 遗传模拟退火算法所花时间差不多是遗传算法的5倍~6倍; 从误差上来看遗传算法是遗传模拟退火算法的1倍~2倍。

Table 2 Comparison of computation error of different browse film under same iteration times

samples of tyoe	GA		GSAA	
	time	error/%	time	error/%
floor slab	7s	1.856	37s	1.709
rough armor plate	10s	2.326	1min 4s	1.109
painted armor plate	29s	4.776	3min 55s	3.123

5 结论

通过对上述几种介质样片的结果分析得出, 采用

基本遗传算法和遗传模拟退火算法对模型进行反演的效果都很好, 一般误差都可以小于5%, 而且迭代次数达到600次左右就可以满足工程上的要求。遗传模拟退火算法是在基本遗传算法的基础上结合模拟退火的思想, 它具有很强的局部和全局寻优能力, 且不宜落入局部最优, 故能得出全局最优解, 比基本遗传算法更具有优越性。当然, 遗传模拟退火算法也有耗时太多这一缺陷。综合各种条件因素考虑, 遗传模拟退火算法和基本遗传算法在不同介质表面 BRDF 模型参量反演时都可以得到满意的效果, 完全胜任工程方面的应用, 且前者优化效果更优, 采用什么方法可以依据具体的问题和要求做决定。

参考文献

- [1] GIBBS D P, BETTY C L, FUNG A K, *et al.* Automated measurement of polarized bidirectional reflectance [J]. *Remote Sensing of Environment*, 1993, 43(2): 97-114.
- [2] TOMIYASU K. Relationship between and measurement of differential scattering coefficient and bidirectional reflectance distribution function (BRDF) [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 26(5): 660-665.
- [3] QI Ch, LI W J, DAI J M. Application and research progress of the infrared bidirectional reflectance measurement [J]. *Laser & Infrared*, 2005, 35(6): 391-393 (in Chinese).
- [4] XIE M, XU H, ZOU Y, *et al.* Experimental methodology of moorstone's surface BRDF [J]. *Journal of Engineering Thermophysics*, 2005, 26(4): 683-685 (in Chinese).
- [5] HAN X G, WU Zh S, ZHANG X D. Experiments study of laser scattering from very rough surfaces [J]. *Laser Technology*, 1997, 21(3): 151-155 (in Chinese).
- [6] YAN W, QU X J, TIAN M J. The genetic algorithm for the light scattering parameter of the target with coat [J]. *Journal of Detection & Control*, 2001, 23(3): 28-32 (in Chinese).
- [7] WU Zh S, XIE D H, XIE P H, *et al.* Modeling reflectance function from rough surface and algorithms [J]. *Acta Optica Sinica*, 2002, 22(8): 897-900 (in Chinese).
- [8] ZHAO Zh Y, QI Ch, WANG Z J. Application of genetic algorithms based on the parameters optimization of BRDF model [J]. *Infrared Technology*, 2006, 28(7): 391-394 (in Chinese).
- [9] ZHANG B Sh, LIU W Q, WEI Q N, *et al.* Experiment measurements and validating with the model of typical goal's BRDF [J]. *Chinese of Quantum Electronics*, 2006, 23(4): 533-536 (in Chinese).
- [10] ZHANG B Sh, LIU W Q, WEI Q N, *et al.* Analysis of scattering characteristic of the sample based on BRDF experiment measurements [J]. *Optical Technique*, 2006, 32(2): 180-182 (in Chinese).