

基于遗传算法的弯曲射线成像反演

刘怀林 陈淑珍

(武汉大学电子信息科学学院, 武汉 430072)

摘要 介质体反演成像一直是困扰地球物理等领域的重要问题,尤其是它的计算速度、成像质量和稳定性等更是备受关注。首先简述了基于弯曲射线成像的基本原理,列出了反演的详细步骤,构建了用于反演的数学模型;然后提出了利用改进的遗传算法解决弯曲射线成像中的反演问题,并给出了改进的遗传算法步骤;最后给出了一个用改进的遗传算法成像的例子,同时为了突出该算法的优势,还把它与爬山法相比,从两者算法的本质区别剖析了两者反演结果的差别,指出:正是遗传算法大规模的并行搜索以及杂交与变异的约束,导致了成像质量及速度的不同;通过它们的反演迭代运算曲线图可以看出,该算法有效地提高了成像的速度、质量和稳定性。

关键词 不完全投影 弯曲射线 遗传算法 走时

中图分类号: TN911.7 TP391.4 P631.443 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2002)02-0141-04

Bending-Rays Imaging Based on Genetic Algorithm

LIU Huai-lin, CHEN Shu-zhen

(College of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072)

Abstract Medium reverse figure imaging is still an important problem that puzzles the fields such as earth-physics, and especially people focus their eyes on the computer velocity, imaging quality and its stability. First, basic principle of bending-rays imaging is discussed briefly in the beginning of the paper, then the reverse figure steps are given in detail, mathematical model for reverse figure is designed too. This paper also presents an improved genetic algorithm to settle the reverse figure of bending-rays imaging, and its steps are also displayed out. At the end of the paper, an example that gained by improved genetic algorithm is presented, and in order to pop out its advantages, climb-hill algorithm is also compared with it. We analyze the difference of the results from their essences and also point out that the large-scale collateral calculation and the restriction of crossbreed and aberrance that lead to the velocity and quality. We can conclude the algorithm improves its velocity, quality and stability efficiently by the curve figures of the improved genetic algorithm and climb-hill algorithm.

Keywords Incomplete projection, Bending-rays, Genetic algorithm, Travel-time

0 引言

在图象重建的研究中,根据计算源数据类型的不同,地震波、声波和电磁波层析成像的方法大致有走时反演成像、振幅反演成像以及波场反演成像等三大类^[1]。其中走时反演成像发展最早,算法最成熟,计算成本也较低。

传统的走时反演方法是以波在介质中沿直线传

播为前提的,如果介质分布非均匀性不大时,波可以近似地看作沿直线传播,反演出来的结果也就与真实结果比较接近;但是当介质分布非均匀性较大时,波的传播路径发生弯曲,如果这时再按直线传播的假设进行重建,则误差必然很大,成像的结果不可信。弯曲射线成像的理论依据是费马(Fermat)定律。费马定律指出:波在介质中按时间最短的路径传播,在非均匀介质中射线的路径是弯曲的。由于介质分布是未知的(需要反演的),所以这个最短时间路

基金项目:国家自然科学基金项目(2094980340)

收稿日期:2000-12-04;改回日期:2001-04-10

径也是未知的.因此,基于弯曲射线的走时反演成像是个极其复杂的非线性问题,而且由于测量条件的限制,它还是个投影数据不完全的图象重建问题.对于弯曲射线的走时反演成像的研究已有很多^[2],但大都不尽人意.文中重点讨论了根据测量的走时数据重建出介质体内慢速(即速度的倒数,下同)分布图的方法.

1 问题的提出

首先在满足采样定理的条件下将待成像的介质体离散化成小正方形,波在每个小正方形里传播的速率可认为是恒定的.在正演中,波从介质的某一发射点,按照射线追踪法、扰动法^[1]等计算就可得到到达接收点的最短走时射线路径.

在反演中,慢速矢量(慢速分布)变成了未知量,已知的是经过测量得到的 m 维走时向量.若用向量 $t^{m \times 1} = (t_1^{m \times 1}, t_2^{m \times 1}, \dots, t_m^{m \times 1})^T$ 表示测量得到的 m 维走时向量,则反演的求解步骤为:

(1) 设 I 为迭代次数,令 $I=0$.假设一个初始的慢速矢量 $S^{(0)}$,其中 0 表示第 0 次迭代.一般情况下,假设同一慢速值为初始慢速矢量.

(2) 根据已知的慢速矢量 $S^{(I)}$ 计算出最小走时射线路径矩阵 $M^{(I)}$ 和最小走时矢量 $t^{(I)}$.这里的 $M^{(I)}$ 和 $t^{(I)}$ 同样分别为第 I 次迭代的射线路径矩阵和最小走时矢量.

(3) 根据测量得到的走时矢量 $t^{m \times 1}$ 和计算出的最小走时矢量 $t^{(I)}$ 之间的差异,按照某种算法修正慢速矢量 $S^{(I)}$,得到新的慢速矢量 $S^{(I+1)}$,修正的原则是使 $M^{(I)} S^{(I+1)}$ 在某种意义上趋近于测量得到的走时矢量 $t^{m \times 1}$.

(4) 计算慢速矢量 $S^{(I)}$ 和 $S^{(I-1)}$ 之间的均方根误差 E ,如果 E 小于某一给定值,则中止迭代,慢速矢量 $S^{(I+1)}$ 就是求得的重建结果.否则,令迭代次数 $I=I+1$,返回第 2 步继续迭代.

本文提出使用加权最小二乘准则法^[3]解决反演.该方法实际上是作了如下的假设:认为根据上次迭代的结果得到的射线路径矩阵 $M^{(I)}$ 就是与实际相符合的射线路径矩阵,于是,基于弯曲射线的不完全投影数据重建算法的反演就可以表示成:

当已知 m 维的测量走时向量 $t^{m \times 1} = (t_1^{m \times 1}, t_2^{m \times 1}, \dots, t_m^{m \times 1})^T$ 时,要找到满足如下方程的 n 维慢速矢量 $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)^T$,使得

$$M^{(I)} S = t^{m \times 1} \tag{1}$$

2 利用改进的遗传算法解决反演

对式(1)的求逆运算是一个线性问题,但同时,它又是一个不完全投影数据的重建问题.采用迭代以逼近真实解.现在把该问题转化为如何求解某一函数的最优解.首先用加权最小二乘准则法构造出最优化目的函数

$$\begin{cases} \min \varphi_{\mu}(S) = (t^{m \times 1} - M^{(I)} S)^T W_1 (t^{m \times 1} - M^{(I)} S) + \\ \mu (S - S_b)^T W_2 (S - S_b) \end{cases} \tag{2}$$

需满足的约束条件: $s_j > 0, j=1, 2, \dots, n$

式(2)中的解用 S_{μ} 表示,它就是慢速矢量 $S^{(I+1)}$.其中, W_1 和 W_2 分别是 $m \times m$ 和 $n \times n$ 的实对称权值矩阵(加权矩阵)^[3], S_b 称作背景慢速矢量,最后得到的慢速矢量在加权最小二乘的意义下趋近于 S_b .本算法中,取 S_b 为上一次迭代重建得到的结果 $S^{(I)}$. μ 是正则化参数,它决定了后一项对整个最优化目的函数的影响程度.同样, $S - S_b$ 对整个最优化目的函数也有影响,当 $S - S_b$ 较大时,说明该次计算得到的慢速矢量 $S^{(I)}$ 与上一次计算得到的慢速矢量 $S^{(I-1)}$ 的差值较大,相应地整个函数收敛也较快,但是迭代发散的可能性也较大,反之,则整个函数收敛较慢,迭代收敛的可能性较大.因此该最优化目的函数具有较好的灵活性,当需要较快迭代速度,而且又有足够的先验知识的话,可以把正则化参数 μ 取得大一些,反之则需取小一些.

遗传算法是演化计算的主要分支之一.在自然界生物和人类进化的过程中,适者生存,不适者被淘汰的自然选择本身就是个优化过程,遗传算法是 60 年代中期一些科学家模拟生物和人类进化的方式而提出的一个优化过程^[4].采用改进的 Holland 遗传算法求解式(2)的最优解,其步骤如下:

(1) 编码表示^[5,6] 编码通常分为位串编码、实数编码和有序串编码等.在此采用实数编码方案.实验中把某一介质体离散成 48 个小正方形,并假设了 100 个实验种群,每个种群中有 48 个个体,分别代表介质体长方形内 48 个小正方形单元的慢速值.这样将对该 100 个种群进行遗传操作.

(2) 适应值的度量^[5,6] 自然界中,个体的适应值即是它繁殖的能力,它将直接关系到其后代的数量.在遗传计算中,适应函数是用来区分群体中个体好坏的标准,是算法演化过程的驱动力,也是进行自

然选择的唯一依据。本文的最优化目的函数是求如式(2)的最小值,对于 100 个种群数据,把每一个种群数据都带入式(2)计算,得到绝对适应值,然后采用线性变换——求百分比的方法调节适应值,即 $f'_i = f_i / \sum f_i$, 得到相对适应值,其中 f_i 表示绝对适应值。

(3) 策略选择^[5,6] 选择策略对算法性能的影响起着举足轻重的作用。不同的选择策略将导致不同的选择压力,即下一代中父代个体的复制数目的不同分配关系。这里采用赌轮式选择算法。赌轮式选择算法首先计算个体的相对适应值,记为 p_i , 然后根据选择概率 $\{p_i, i=1, 2, \dots, N\}$ 把一个赌轮圆盘分成 N 份,其中第 i 份扇形的中心角为 $2\pi p_i$ 。在进行选择时,可以假想转动一下赌轮,若某参照物落入到第 i 个扇形内,则选择个体 i 。这种选择策略可以实现如下:先生成一个 $[0, 1]$ 内的随机数 r , 若有

$$p_0 + p_1 + \dots + p_{i-1} < r \leq p_1 + p_2 + \dots + p_i \quad (3)$$

则选择个体 i , 此处假设 $p_0=0$ 。小扇区的面积越大,骰子落入其中的概率也越大,即个体的适应值越大,它选择到的机会也越多,从而,其基因结构被遗传到下一代的可能性也越大。

(4) 杂交算子的设计^[5,6] 采取随机部分算术杂交,即在父解向量中,按照杂交概率得到“准子代”,然后再把“准子代”进行整体杂交,杂交后得到的解向量与父解中未被选取的解一起组合成子代。经过实验证明,杂交概率取 0.8 效果较好。通过杂交,优秀个体的后代仍有着比较大的选择概率。

(5) 变异算子的设计^[5,6] 采取随机均匀性变异,其具体讨论如下:设 $s = (v_1, v_2, \dots, v_m)$ 是父解, $z = (z_1, z_2, \dots, z_n)$ 是变异产生的后代。随机均匀性变异是在父解向量中按照均匀概率随机选择某些分量

(经过实验,本文取变异概率为 0.1),假设第 k 个是其选择中的一个分量。在其定义区间 $[a_k, b_k]$ 中均匀随机地取一个数 v'_k , 代替 v_k 以得到 z , 即

$$z_i = \begin{cases} v_i, & i \neq k \\ v'_k, & i = k \end{cases} \quad (4)$$

至此,完成了一次遗传算法,然后,根据最后两次计算结果的差异,确定循环次数。在本实验中,上述步骤循环了 166 次后,得到了较为理想的成像结果,如图 1 所示。

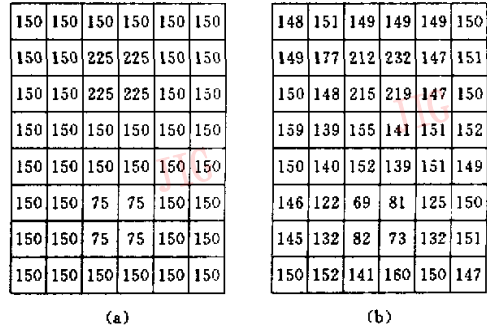
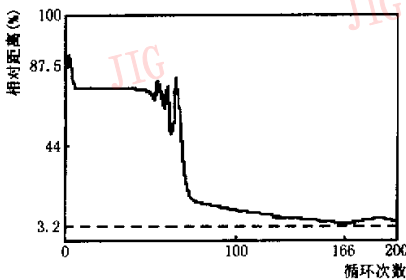
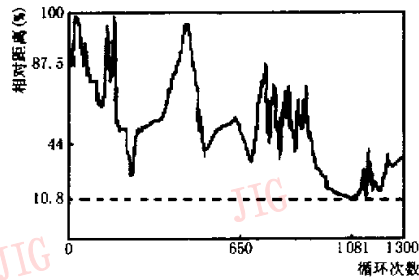


图 1 用改进的遗传算法进行成像

图 1(a)是被成像,是假设的像。图中每一小正方形内的数值为该区域中的慢速值。大多数小正方形代表的数值是 150,称慢速为 150 的区域为背景区,慢速值为 225 和 75 的区域是慢速异常区。慢速值为 255 表示波在该块介质体内传播的速度较慢,即慢速较大,不妨把它看成是射线较难以穿过的物质;慢速值为 75 表示波在该块介质体内传播的速度较快,即慢速较小,不妨把它看成空洞、裂缝等。图 1(b)是所成像,从图中可以看出所成像较为理想。把该方法与传统的爬山法作了对比,见图 2(“距离”是指图 1(a)与图 1(b)的相对差值)。



(a) 改进的遗传算法



(b) 传统的爬山法

图 2 循环次数与距离的关系图

实验结果证明,用改进的遗传算法迭代166次后,其“距离”最小,为3.2%;而用传统的爬山法迭代1081次后,其“距离”最小,为10.8%,而且在实验中曾多次出现迭代发散的现象.迭代次数大量减少必然导致耗时大量减少,这在实时成像上又向前迈进了一步.两种算法之间的差异体现在遗传算法采用了大规模的并行运算,各次迭代之间有着杂交和变异的稳定约束,从而保证了良好的收敛性;而爬山法则采用了各变元单步轮回运算,而且各次运算之间没有相互的约束关系(从图2曲线的光滑度就可以看出),因此必然导致其稳定性(即迭代收敛性)要前者差得多.

3 总结

研究结果揭示了基于遗传算法的弯曲射线成像在介质体反演成像中的应用原理及其普适性,并证明在人类进行科学研究时,关于生物的遗传规律是可以借鉴和利用的.遗传算法充分利用了其种群的组织搜索方式,这使得它可以同时搜索解空间内的多个区域,而且用种群组织搜索的方式使得遗传算法特别适合大规模并行计算.经实验证明,该方法具有速度快,稳定性高以及成像质量高等特点,并取得了较好的结果.

但是本文所做的工作还没有结束,例如在逆问题中需进一步研究遗传算法的规律在该问题中的应用以及如何确定遗传算法中的杂交概率和遗传概率;在正问题中,射线追踪法是非常耗时的一步,因此解决该算法的耗时问题也将有效地解决整个成像问题的耗时问题,为此可以采用近来比较热门的“蚂蚁寻路法”来解决该问题等.

参考文献

- 1 杨文采,李幼铭. 应用地震层析成像[M]. 北京:地质出版社,1993,1~12.
- 2 Ivansson S. Borehole Seismic Tomography-theory and computational methods[J]. Proceeding of IEEE, 1986,24(2): 328~338.
- 3 马宁. 由不完全投影数据重建图象的算法研究[博士学位论文][D]. 武汉:武汉大学,1997,24~30.
- 4 Holland JH. Adaptation in natural and artificial system[M]. Michigan,The University of Michigan Press,1975,2~114.
- 5 康立山,潘正君. 演化计算[M]. 北京:清华大学出版社,1998: 1~35.
- 6 Pan Z J, Kang L S. Evolving both the topology and weights of neural networks[J]. Parallel Algorithms and Applications, 1996,9(2):299~307.



刘怀林 1975生,1998年获武汉大学电子信息科学学院学士学位,2000年获武汉大学电子信息科学学院硕士学位,现在武汉大学电子信息学院攻读信号处理专业博士学位.主攻方向为信号分析与处理.

陈淑珍 1946年生,1970年毕业于武汉大学物理系,现为武汉大学电子信息学院教授.研究方向为多媒体信号处理与网络技术.发表论文50余篇.