

一种反演问题求解的免疫克隆粒子群优化算法

聂茹^{1,2} 岳建华² 邓帅奇² 刘仰光²

(中国矿业大学计算机学院 徐州 221116)¹ (中国矿业大学资源与地球科学学院 徐州 221116)²

摘要 为了克服标准粒子群优化(PSO)算法易陷入局部最优以及进化后期收敛速度慢等缺陷,分析了标准 PSO 算法早熟收敛的原因,提出了基于混合变异机制的免疫克隆粒子群优化(ICPSO)算法并将其应用到波阻抗反演问题中。克隆选择算子能够在局部极值点接近全局最优点时有效增强最优粒子跳出局部解的能力;引入混沌映射 Tent 序列加速最优粒子的变异学习,在局部极值点与全局最优点距离较远时扩大遍历范围,避免陷入局部极值。通过理论模型试算表明,ICPSO 算法在进行波阻抗反演时不仅收敛速度快,而且具有较高的反演精度和抗噪性能。

关键词 粒子群,免疫粒子群,免疫克隆,波阻抗反演

中图分类号 TP311 文献标识码 A

Immune Cloning Particle Swarm Optimization for Wave Impedance Inversion

NIE Ru^{1,2} YUE Jian-hua² DENG Shuai-qi² LIU Yang-guang²

(Computer Science and Technology, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)¹

(School of Resources and Earth Sciences, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)²

Abstract In the standard particle swarm optimization (PSO), the premature convergence of particles and slow convergence in the late process decrease the searching ability of the algorithm. By introducing the hybrid mutation mechanism, an immunity cloning PSO (ICPSO) algorithm was proposed and applied to the wave impedance inversion problem. When the local extremum is close to the global extremum, the proposed cloning selection operator can accelerate the best particle away from the local extremum. On the other hand, when the local extremum is far away from the global extremum, Tent sequence is adopted to extend the search scope and further the best particle mutation. Simulation for wave impedance inversion indicates that IPSO has better efficiency and higher accuracy.

Keywords Particle swarm optimization, Immune particle swarm optimization, Immune cloning, Wave impedance inversion

1 引言

波阻抗反演属于典型的非线性优化问题。常规波阻抗反演方法是基于模型的测井约束反演,这种线性化反演方法不仅容易陷入局部最优,而且严重依赖于初始模型的选择,要求初始模型逼近真实地质构造以及在钻井较多、构造不复杂的地区才能得到较为可靠的反演结果^[1]。随着智能计算方法的发展,20世纪90年代中后期,地球物理学者开始尝试将非线性全局搜索算法如遗传算法、模拟退火算法等渗入到地球物理反演领域^[2-7]。这些方法的特点是不依赖于初始模型的假设,而且在优化问题的求解中具有比常规线性优化方法更为强大的全局寻优和非线性映射能力。但对于波阻抗反演这类计算量巨大的优化问题,单一的随机优化算法不仅计算时间长,而且容易早熟而陷入局部最优。将不同的优化算法进行有效的结合是解决这一问题的有效途径^[8],目前已有不少这方面的研究和应用成果^[9-12]。

本文针对标准粒子群(PSO)优化算法易早熟和进化后期

收敛速度慢等缺陷,将免疫机制和克隆选择引入标准 PSO 算法中,提出改进的免疫克隆粒子群混合优化(ICPSO)算法,并应用于波阻抗反演问题的求解。近年来,免疫优化机制与粒子群算法结合的理论研究及其应用受到了越来越多的关注。高鹰等提出的免疫粒子群算法通过引入免疫算子,提取“疫苗”并通过“接种疫苗”和“免疫选择”指导搜索过程;陈颖等基于传统的速度-位置更新操作,根据亲和度的高低进行粒子克隆选择、克隆抑制和高频变异,缩短了搜索时间;张蕾等提出自适应克隆选择粒子群优化算法用于多用户检测,将亲和度高的抗体按与其亲和度成正比进行克隆,引入变异算子与亲和度成反比进行变异,以保证抗体的多样性;Lin等为增强全局收敛在 PSO 的变异算子中加入随机性混沌序列;Li等在模糊评价粒子适应度的基础上进行高斯变异和克隆选择;Chen等对粒子(抗体)同时进行粒子群优化和免疫进化,在进化过程中交换选择相同数目的个体并进行按比例克隆选择;Ge等通过疫苗接种和受体编辑增强免疫性能的同时,充分利用 PSO 的分布计算和并行性来求解车间作业调度问题^[13-18]。

到稿日期:2009-03-14 返修日期:2009-05-20 本文受国家自然科学基金(50674086)资助。

聂茹(1976—),女,讲师,主要研究方向为智能计算、波阻抗反演等,E-mail:nr@cumt.edu.cn;岳建华(1964—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为电法勘探、波阻抗反演等。

本文在基于浓度选择和免疫记忆的免疫粒子群优化(IPSO)算法的基础上,在优化过程的不同阶段分别通过克隆选择算子和混沌映射 Tent 序列增强粒子脱离局部最优的能力。

2 波阻抗反演问题数学模型

经过叠加之后的地震记录可以用一维褶积模型来表示,即

$$X(n)=R(n)*W(n)+S(n) \quad (1)$$

其中, $X(n)$ 为地震记录道, $R(n)$ 为该地震道对应的反射系数序列, $W(n)$ 为地震子波, $S(n)$ 为随机噪声序列。波阻抗反演问题最终可以以目标函数为纽带转化为一个优化问题,因此对反演问题的求解也就最终转化为对优化问题的求解。对于波阻抗反演问题,定义目标函数为

$$E(\sigma)=\sum_{i=1}^n(u_i'-u_i)^2 \quad (2)$$

其中, $\sigma=(\sigma_1,\sigma_2,\dots,\sigma_M)$ 为波阻抗参数向量, M 为层数; u_i,u_i' ($i=1,2,\dots,n$)分别为观测数据和理论合成记录, n 表示时间采样点数。取目标函数式(2)用来作为模型拟合度函数时,问题可表述为:求 $\sigma^* \in X$,使

$$E(\sigma^*)=\min E(\sigma) \quad (3)$$

其中, $X=\{(\sigma_1,\sigma_2,\dots,\sigma_M) \mid \sigma_i^- \leq \sigma_i \leq \sigma_i^+ \quad i=1,2,\dots,M\}$ 。波阻抗反演的目标函数是非线性的,使用线性反演方法很难获得满意的结果。为此,使用非线性方法来解决反演问题。

3 免疫粒子群优化原理

3.1 PSO 算法

PSO 是一种基于群体的优化算法,群体中每个粒子都表示问题的一个可行解,并具有与目标函数相关的适应度值。粒子在搜索空间中以一定的速度飞行,并根据自身的飞行经验以及当前最优粒子的状态对速度进行动态调整,个体之间通过协作与竞争,实现对问题最优解的搜索。

设在 n 维搜索空间中,由 m 个粒子组成种群 $X=\{x_1,x_2,\dots,x_m\}$,其中第 i 个粒子位置为 $x_i=(x_{i1},x_{i2},\dots,x_{in})^T$,速度为 $v_i=(v_{i1},v_{i2},\dots,v_{in})^T$ 。粒子 i 经历的最好位置记作 $p_i=(p_{i1},p_{i2},\dots,p_{in})^T$,整个粒子群经历的最好位置记作 $p_g=(p_{g1},p_{g2},\dots,p_{gn})^T$,粒子 x_i 将按式(4)和式(5)改变速度和位置。

$$v_{id}^{t+1}=wv_{id}^t+c_1r_1(p_{id}^t-x_{id}^t)+c_2r_2(p_{gd}^t-x_{id}^t) \quad (4)$$

$$x_{id}^{t+1}=x_{id}^t+v_{id}^{t+1} \quad (5)$$

式(4)主要通过3部分来更新粒子 i 的速度:粒子 i 前一时刻的速度;粒子 i 的当前位置与其最好位置之间的距离;粒子 i 的当前位置与群体最好位置之间的距离。粒子 i 通过式(5)更新位置坐标,通过式(4)和式(5)决定下一步的运动位置。

试验证明,PSO中无论是早熟收敛还是全局收敛,粒子群中的粒子都会出现“聚集”现象,此时种群多样性则非常缺乏,这也说明过早收敛是由种群多样性的匮乏所导致的。因此对于粒子群优化算法,保持群体的多样性,避免局部极值点对整个群体的吸引十分必要^[19]。

3.2 免疫粒子群优化原理

抗体多样性和免疫记忆是免疫系统的重要特性。在免疫调节中,那些与抗原亲和力大并且浓度较低的抗体会受到促进,而与抗原亲和力小或浓度较高的抗体将会受到抑制,以此

保证抗体的多样性;免疫记忆是免疫系统将与入侵抗原反应部分的抗体作为记忆细胞保留下来,对于同类抗原的再次侵入,相应的记忆细胞被激活而产生大量的抗体。把这种多样性和免疫记忆特性引入到粒子群优化算法中,可提高算法的全局搜索能力而不致陷于局部最优。抗体(粒子)的浓度越小,则选择的概率越大,而抗体(粒子)的浓度越大,则选择概率越小。这样,在保留高适应度个体的同时,进一步确保了抗体(粒子)的多样性,从而预防了算法停滞的发生。初始化时,粒子总数为 N ,该算法每次迭代时,用式(4)和式(5)产生 N 个粒子,同时随机产生 M 个新粒子,接着进行基于浓度的粒子选择,其中浓度的定义如式(6)所示^[20,21]。

$$C_i=\frac{1}{\sum_{j=1}^N|f(x_i)-f(x_j)|}, i=1,2,\dots,N \quad (6)$$

用式(7)计算新的 $N+M$ 个粒子的选择概率,依概率大小选择 N 个粒子形成新的粒子群。

$$p(x_i)=\frac{1}{\sum_{j=1}^N\sum_{k=1}^M|f(x_i)-f(x_j)|} \cdot \frac{1}{C_i} \quad (7)$$

免疫粒子群算法主要是从粒子选择的角度来增强粒子的活性,然而在优化过程中,由于种群多样性的不断损失,当前种群中最佳粒子 p_g 往往并非全局最优解,容易给其余粒子提供错误的导向信息,导致算法早熟收敛。所以 p_g 还必须具备很强的变异能力逃离局部极值。本文在基于浓度选择和免疫记忆的免疫粒子群算法的基础上引入混合变异机制增强算法脱离局部最优的能力,并应用于波阻抗反演的实际问题。

4 免疫克隆粒子群算法的波阻抗反演

4.1 免疫克隆粒子群算法

4.1.1 混合变异机制

PSO变种的变异算子大多是具有盲目性的随机变异,难以进行精确的局部搜索;也有一部分算子是确定性变异,最终难以逃脱陷入局部极值。本文综合这两种变异方式的优势,提出一种结合免疫克隆和混沌增殖的混合变异方式,保证优化过程的确定性和随机规律性的特点。

克隆选择操作就是从抗体各自克隆增殖后的子代中选择优秀的个体,从而形成新的种群,是一个无性选择过程。新算法设计克隆选择算子来改变群体最佳粒子 p_g 的飞行方向,逃离局部极值。基本操作如下:

1) 将群体当前最佳粒子 p_g 克隆成一个规模为 m 的免疫粒子集,免疫粒子集中个体与 p_g 具有完全相同的属性;

2) 当粒子速度小于一定阈值时,通过下列随机变异生成新的免疫粒子集。

$$\text{If } (v_{ik} < \tau_k) \text{ then } v_{ik} = \text{rand} \times V_{\max} \quad (8)$$

其中,阈值 τ_k 为第 k 维的当前阈值速度且大于零, rand 为一个在 $[0,1]$ 内服从均匀分布的随机变量。

3) 从新免疫粒子集中选择适应度最高的个体作为下一代粒子群速度更新的 p_g 。通过克隆选择,群体当前最佳粒子 p_g 在局部范围内具有自主学习能力,实现了局部区域内的优化、增殖,变异具有确定性,增强了算法跳出局部极值的能力,并且能够正确引导其他粒子的飞行,大幅度提高了收敛速度。

克隆选择算子是小范围内的随机变异,对于局部极值点与全局最优距离不远的函数优化而言,该算子能够有效增强 p_g 跳出局部解的能力;对于局部极值点与全局最优点距离

甚远的函数而言,克隆选择只是加速算法收敛于某一局部极值点。当 p_g 处于某一局部极值点,且其小范围内无更优极值点时,克隆选择算子将不起效用,此时,算法亦引入混沌映射 Tent 序列扰动指导 p_g 的变异学习,扩大遍历范围。

本文使用的混沌映射 Tent 方程为

$$cx_i^{(k+1)} = \begin{cases} 2cx_i^{(k)}, & 0 < cx_i^{(k)} \leq 1/2 \\ 2(1-2cx_i^{(k)}), & 1/2 < cx_i^{(k)} < 1 \end{cases} \quad (9)$$

其中, cx_i 表示粒子 p_g 的第 i 个混沌变量, k 表示迭代次数。

根据 Tent 映射,粒子 p_g 按照如下的步骤在可行域中产生混沌点列:

(1) 将粒子所在位置的每一维 $x_{ik}, k = 1, \dots, n$, 按式(9)映射到 $[0, 1]$ 区间上

$$cx_{ik} = \frac{x_{ik} - a_k}{b_k - a_k} \quad (10)$$

其中, $[a_k, b_k]$ ——第 k 维变量 x_k 的定义域。

(2) 利用式(9)迭代 M 次产生混沌序列 $cx_{ik}^1, cx_{ik}^2, \dots, cx_{ik}^M$ 。

(3) 按照式(10)将混沌序列中的点映射回原空间

$$x_{ik}^a = a_k + cx_{ik}^a (b_k - a_k) \quad (11)$$

(4) 由这些混沌序列可以得到 x_i 经过 Tent 映射后的混沌点列 $x_i^s = (x_{i,1}^s, x_{i,2}^s, \dots, x_{i,n}^s)^T, S=1, \dots, M$ 。

4.1.2 免疫克隆粒子群算法实现流程

不同于文献[6-10]中所描述的免疫粒子群算法,本文提出了基于上述混合变异机制的免疫克隆粒子群算法。该算法在群体最优信息陷入停滞时,通过引入混合变异机制来影响粒子速度的更新,以保持群体的活性,减小群体陷入局优的可能性。整个算法是利用粒子群进行全局搜索,当粒子群算法稳定下来后,则对当前种群中全局最优粒子 p_g 进行混合变异操作,并保存所计算的粒子速度值,作为下一代迭代中该粒子的速度值。整个算法的步骤如下:

Step1 初始化权重、学习参数和粒子的位置、速度。随机初始化 N 个粒子。

Step2 计算各个粒子的适应度。

Step3 根据各个粒子的适应度找到每个粒子迄今为止搜索到的最好位置 $pbest_i$, 粒子群此次迭代找到的最好位置 $gbest$ 以及粒子群迄今为止搜索到的最好位置 $Gbest$ 。

Step4 检测产生的 N 个粒子,若粒子所在的位置是不可行解,则用记忆粒子代替;若粒子所在地位置是可行解,则在新生成的 N 个粒子基础上,随机生成满足约束条件的 M 个新粒子,根据式(6)计算粒子浓度,然后对 $M+N$ 个粒子按照式(7)进行选择操作,作为进化的下一代。

Step5 判断收敛是否停滞,如果没有停滞,则进行 Step7,否则转向 Step6。

Step6 对全局历史最优个体执行克隆选择操作,判断全局历史最优个体是否发生变化,如果未发生变化,则执行混沌变异操作;否则执行 Step7。

Step7 判断算法是否满足终止条件,满足则停止计算;否则转 Step2。

4.2 波阻抗反演实现

在上述基于混合变异机制的免疫粒子群算法的基础上,分析了实现波阻抗反演问题时需要解决的关键问题,具体描述如下所示。

(1) 问题描述和粒子编码

用免疫克隆粒子群算法解决波阻抗反演问题时,每个粒子代表问题的一个潜在解,也就是地层的波阻抗 Z 。PSO 粒子的每一维就对应地下某一地层的波阻抗 Z_i 。地下介质分为 n 层,则粒子的维数就是 n 。PSO 的任意一个粒子就在波阻抗空间里进行搜索,每搜索到一个新位置就相当于构建了一个新的波阻抗模型。对于每个新的波阻抗模型,各个粒子的适应度找到每个粒子迄今为止搜索到的最好位置 $pbest_i$, 粒子群此次迭代找到的最好位置 $gbest$, 再比较各个粒子的历史最优适合度大小就能更新粒子种群最优适合度位置 $Gbest$ 。

解的编码就是建立粒子与模型参数之间的对应关系。对应每个模型参数 σ_i , 设其上下限值分别为 σ_i^+ 和 σ_i^- 。本文算法采用二进制对参数进行编码,设定粒子长度为 L 。当染色体编码为 $C_i = m_{L-1}m_{L-2} \dots m_2m_1m_0$, 则该粒子所对应的参数值为

$$\sigma_i = \sigma_i^- + \Delta\sigma_i \sum_{j=0}^{L-1} m_j 2^j \quad (12)$$

此处的模型参数 σ_i 即为波阻抗, $\Delta\sigma_i$ 为分辨率。初始化的过程首先需要确定种群规模,其次要根据测井资料给定波阻抗观测模型。IPSO 算法采用随机的方式生成初始波阻抗模型,在此基础上进行波阻抗反演。

(2) 适应度函数

为了将反演问题转化为基于粒子群算法的优化问题,需要定义适应度函数。

$$f_j = C - E(\sigma^*) \quad (13)$$

其中, f_j 为种群中第 j 个粒子的适应度函数, C 为常数, C 的选择应使粒子的适应度函数在整个进化过程中为正值。计算种群中各个粒子的适应度值后,记录最优粒子,并引入退火机制进行适应度拉伸处理,即

$$f' = \exp[-(f_{\max} - f)/T_i] \quad (14)$$

其中, f' 为拉伸后的适应度值, $f_{\max}$ 为粒子适应度的最大值, T_i 为渐趋于 0 的退火温度。这样处理的优点是:在温度高时(算法初期),适应度相近的粒子产生的后代概率相近,避免了早期个别好的个体的后代充斥整个种群,造成早熟;而当温度不断下降后,拉伸作用加强,使适应度相近的个体适应度差异放大,从而使得优良个体更加突出^[22]。

(3) 粒子约束条件

本文中粒子约束条件主要考虑反演参数的边界条件约束。第 i 个待反演参数向量的取值范围可根据具体实际问题,由先验信息给出。在初始化 m 个粒子时,可限定 m 个粒子各分量(即各个待反演参数)的位置(参数对应的数值)在该分量的取值范围中,即 $x_{ij} \in [p_i^-, p_i^+]$ ($i=1, 2, \dots, m; j=1, 2, \dots, b$);在迭代过程中,粒子的位置将由其速度的大小和方向确定。由式(4)和式(5)即粒子个体最优位置和整体最优位置指导粒子的运动方向和步长,这种优良的运动指导机制,保证了最优位置对粒子的吸引力。因此只要保证最优位置在约束空间内,就可以把约束空间外的粒子吸引到约束空间里面来。而为了保证最优位置总是处于约束空间内,可采取如下操作:当某个粒子的一个或几个分量超出相应的取值范围时,就取消其作为个体和整体最优位置的权利,并且不再计算该粒子的适应度,直到其被吸引到约束空间内以后,再重新赋予该粒子作为最优粒子的权利^[23]。

在波阻抗反演问题中,计算量最大的一部分是计算每一

组参数对应的目标函数值,也可以说是粒子的适应度值,其中一个粒子对应反演参数的一个解。通过本文的约束处理方法,当粒子的一个或几个分量超过相应的取值范围时,只需要估计可行域内粒子的适应度,节省了正演计算量,有利于提高反演方法的效率,但同时又不会影响整个种群的自然移动规律。

5 算例分析

为了检验免疫克隆粒子群优化算法在波阻抗反演中的应用效果,设计了一个 20 层的理论模型。首先设计理论模型的波阻抗序列,由模型正演得到合成记录数据,其中子波序列数据是给定的(采用雷克子波,主频为 35Hz)。粒子种群规模为 100,初始模型随机产生。图 1 为模型波阻抗与反演波阻抗的对比,从图中可见反演波阻抗与模型波阻抗吻合程度较高;但随着采样点数的增加,其波阻抗反演的吻合度呈现减弱的趋势,因此进行波阻抗反演的时间序列不宜太长。图 2 为合成地震记录与反演地震记录的对比,从该图中可以看出反演地震记录与合成地震记录非常吻合。图 3 是随迭代次数增加目标函数值的收敛曲线。当迭代次数为 80 次时,目标函数值趋于 0.0069,迭代时间为 5s。从图 3 可看出在迭代次数为 85 次时,目标函数值就趋于零,且在迭代 10 次之前目标函数的收敛速度非常快,随后收敛速度降低。

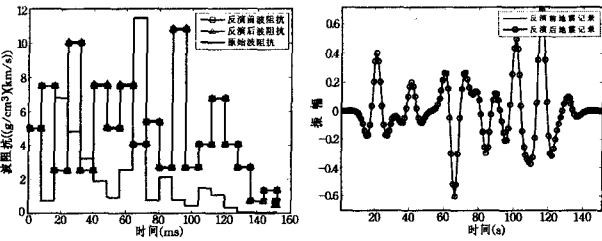


图 1 反演前后波阻抗对比

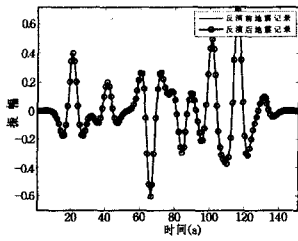


图 2 反演前后地震记录对比

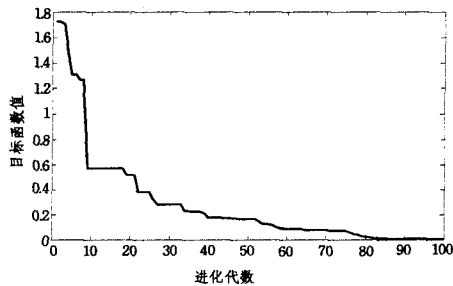


图 3 目标函数收敛曲线

5.1 抗噪性能分析

在以上分析的基础上,保持子波不变,在原始波阻抗序列合成的地震记录序列中加入不同的随机噪声,对免疫克隆粒子群算法的抗噪能力进行检测。在图 2 所示反演前原始合成地震记录的基础上分别加入不同随机噪声,经计算,分别加入 15%和 30%的噪声后反演前后的地震记录的相关系数分别为 99.231%,98.167%和 95.186%。图 4 和图 5 分别为加入 15%和 30%噪声的波阻抗反演结果。经比较发现,加入 15%随机噪声的反演结果误差比较小,加入 30%随机噪声的反演结果误差相对较大,但仍然在可接受的范围内。另外,无论加入多少噪声,波阻抗反演的误差在反演序列中的分布规律是随着反演样点数的增加而逐渐增大,其误差主要集中在样点

数的后半部分,其前半部分几乎无误差。产生此现象的原因是由随机优化算法本身固有的缺陷和波阻抗反演问题自身的特点所决定的。波阻抗反演属于多峰值函数优化问题,而随机优化算法本身就易于陷入局部最优,因此随着搜索的不断进行,极值点不断增加,导致反演结果的误差逐渐增大。

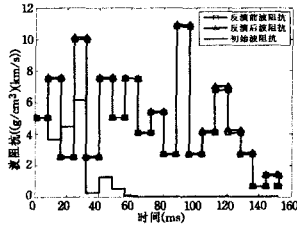


图 4 加入 15%噪声后 ICPSO 反演结果

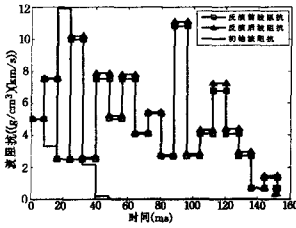


图 5 加入 30%噪声后 ICPSO 反演结果

5.2 与 PSO 的比较分析

从表 1 在不同噪声情况下的粒子群和免疫克隆粒子群反演迭代次数和相对误差可以看出:

- 1) 当数据不含噪声时,反演结果与真实模型具有非常好的一致性;随着噪声的增加,免疫克隆粒子群和粒子群反演结果精度均有降低。当噪声水平增加到 30%时,与粒子群算法相比,免疫克隆粒子群反演结果仍然较好,说明免疫克隆粒子群具有较强的抗噪能力,具有很好的稳定性;从总的相对误差情况分析,免疫克隆粒子群的相对误差较粒子群要小得多。
- 2) 对于不同模型的结果,免疫克隆粒子群相对于粒子群有更快的收敛速度。在同条件下,对于不同的初始模型,速度均可提高 2~10 倍;
- 3) 免疫克隆粒子群相对于粒子群在避免陷入局部极小方面有更好的优越性。例如模型 2 在加入 30%噪声的情况下,免疫克隆粒子群搜索 325 次即满足终止条件,相对误差 0.02113;然而粒子群在搜索 3521 次后仍然陷入局部极小。
- 4) 理论模型反演结果说明,免疫克隆粒子群用于波阻抗反演的算法是可靠的、稳定的,并且相对于粒子群方法有一定的优越性。

表 1 ICPSO 与 PSO 反演结果比较

噪声	算法	模型 1		模型 2		模型 3	
		迭代次数	相对误差	迭代次数	相对误差	迭代次数	相对误差
0	PSO	1202	0.00234	1241	0.01523	2615	0.00231
0	ICPSO	92	0.00096	165	0.00461	323	0.00097
15%	PSO	1870	0.02653	2367	0.03210	3865	0.03218
15%	ICPSO	156	0.01045	188	0.01261	221	0.01763
30%	PSO	2356	0.05217	3521	0.03220	5321	0.05537
30%	ICPSO	274	0.01205	325	0.02113	472	0.02490

结束语 本文在基于浓度选择和免疫记忆的免疫粒子群优化算法的基础上,引入克隆选择和混沌变异的混合变异机制,在增强粒子多样性的同时使优化过程脱离局部极值。对 3 个常用的测试函数进行了基于混合变异的免疫克隆粒子群算法的仿真实验,并分别与粒子群算法所计算的结果进行了对比。结果表明,基于混合变异机制的免疫克隆粒子群算法对于不同维数、有多个局部极值或易陷入局部值的非线性函数,能得到比粒子群算法更好的优化效果。通过波阻抗反演问题算例分析,证明了免疫克隆粒子群算法在全局寻优、收敛精度以及抗噪性能上都有很大提高。混合粒子群算法在波阻

(下转第 209 页)

- [20] Ho T K, Hull J J, Srihari S N. Decision combination in multiple classifier systems[J]. IEEE Transactions PAMI, 1994, 16(1): 66-75
- [21] 蔡自兴, 徐光祐. 人工智能及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2004
- [22] Fujisawa H, Liu C L. Directional pattern matching for character recognition revisited[C]//Proc. 7th Int. Conf. Document Analysis and Recognition. Edinburgh, Scotland, 2003; 794-798
- [23] Srikantan G, Lam S W, Srihari S N. Gradient-based contour encoding for character recognition[J]. Pattern Recognition, 1996, 29(7): 1117-1160
- [24] Liu H, Ding X. Handwritten character recognition using gradient feature and quadratic classifier with multiple discrimination schemes[C]//Proceedings of the 8th ICDAR. Seoul, Korea, 2005; 19-23
- [25] Duda R O, Hart P E, Stork D G. Pattern Classification[M]. New York: Wiley-Interscience, 2001
- [26] Hastie T. Principal curves and surfaces[R]. Laboratory for computational Statistics Stanford University, Dept. of Statistics Technical Report, 1984
- [27] Zhang Junping, Wang Jue. An overview of principal curves[J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(2): 129-146
- [28] Kégl B, Krzyzak A. Piecewise linear skeletonization using principal curves[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell, 2002, 24: 59-74
- [29] 苗夺谦, 张红云, 李道国, 等. 基于主曲线的脱机手写数字识别[J]. 电子学报, 2005, 33(9): 1639
- [30] 张红云, 苗夺谦, 张东星. 基于主曲线的脱机手写数字结构特征分析及选取[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(8): 1344
- [31] 苗夺谦, 胡桂荣. 知识约简的一种启发式算法[J]. 计算机研究与发展, 1999, 36(6): 681-684
- [32] Jin Jian-ming. Research on typeset mathematical expression image processing[D]. Nankai University, 2003
- [33] Kimura F, Shridhar M. Handwritten numerical recognition based on multiple algorithms[J]. Pattern Recognition, 1991, 24(10): 969-983
- [34] Lee Hsi-Jian, Wang Jiumn-Shin. Design of a mathematical expression understanding system[J]. Pattern Recognition Letters, 1997, 18: 289-298

(上接第 202 页)

抗反演中应用的进一步研究方向包括: 1) 本文仅通过理论模型对算法的有效性进行了验证, 但实际地震资料会受到更多干扰, 因此还需要探索算法在更为困难的实际资料反演中的应用; 2) 结合具体的实际资料反演实例, 分析问题本身的特性, 充分利用问题本身的经验以加快算法的收敛速度, 提高解的质量。

参 考 文 献

- [1] Yang Li-qiang, Song Hai-bin, Hao Tian-yao. Wave Impedence Inversion and Application Based on BP Neural Network[J]. Progress in Geophysics, 2005, 20(1): 34-37
- [2] Yang Wen-cai. Trends of Geophysics Inversion [J]. Earth Science Frontiers, 2002, 9(4): 389-396
- [3] Yao Yao. SA Improvement of Geophysics Nonlinear Inversion [J]. Chinese Journal of Geophysics, 1995, 38(5): 643-650
- [4] Zhang Hong-bing, Shang Zuo-ping, Tan Sheng-zhang. Fast SA for Wave Impedence Inversion[J]. Journal of Hehai iniversity, 2005, 33(4): 434-437
- [5] Lu Peng-fei, Yang Chang-chun. Improvement of SA and Implication in Parameters Inversion[J]. 2008, 23(1): 104-109
- [6] Jiang Long-cong, Liu Jiang-ping. Improvement of SA[J]. Chinese Journal of Engineer Geophysics, 2007, 4(2): 135-140
- [7] Yang Wen-cai. Preview and Trends of Geophysics Inversion[J]. Progress in Geophysics, 2002, 17(2): 255-261
- [8] Yao Zhen-xing, Zhang Lin-bin. Mix Optimization of Wave Impedance[J]. Progress in Geophysics, 1999, 14(2): 1-6
- [9] Zhang Hai-Yan, Pan Cheng-xin. Mix Optimization Based on GA [J]. Computer Engineering and Application, 2006, 17: 56-61
- [10] Cai Han-Peng, He Zheng-hua. Wave Impedance Inversion Based on PSO[J]. Petroleum Exploration and Development, 2008, 43(5): 535-541
- [11] Zhao Xian-sheng. Wave Impedance Mix Inversion Based on GA [J]. Natural Gas Industries, 2005, 25(7): 32-34
- [12] Zhu Shi-Jun. Mix Optimization of Wave Impedance Inversion [J]. Natural Gas Industries, 2006, 26(7): 46-49
- [13] Gao Ying. Immune Particle Swarm Optimization[J]. Computer Engineering and Application, 2004, 23(6): 30-33
- [14] Chen Ying. Improved Particle Swarm Optimization Based on Immune Swarm Optimization[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(6): 1471-1474
- [15] Zhang Lei, lu Zhen-su. Multi-user Detection Based on Improved Adaptive Cloning Selection PSO [J]. Journal on Communications, 2007, 10(1): 37-42
- [16] Lin Cheng-jian. An efficient immune - based symbiotic particle swarm optimization learning algorithm for TSK-type neuro-fuzzy networks design[J]. Fuzzy Sets and Systems, 2008, 159(21): 2890-2909
- [17] Li Xuyuan, Xu Hualong, Cheng Zhaogang. One Immune Simplex Particle Swarm Optimization and it's Application[C]//Fourth International Conference on Natural Computation; 331-335
- [18] Ge Hong-wei, Sun Liang, Liang Yan-chun. An Effective PSO and AIS-Based Hybrid Intelligent Algorithm for Job-Shop Scheduling[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics—Part A: Systems and Humans, 2008, 38(2): 358-368
- [19] Kwok N M, Liu D K, Dissanayake G. Evolutionary computing based mobile robot localization[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2006, 19(8): 857-868
- [20] Yin Peng-yeng, Wang Jing-yu. A particle swarm optimization approach to the nonlinear resource allocation problem[J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 183(1): 232-242
- [21] Du Ji-xiang, Huang De-shuang, Zhang Guo-jun, et al. A novel full structure optimization algorithm for radial basis probabilistic neural networks[J]. Short Communication Neurocomputing, 2006, 70(1): 592-596
- [22] Gao L, Gao H B. Particle swarm optimization based algorithm for cutting parameters selection [C]//Proceedings of IEEE World Congress on Intelligent Control and Automation. Hangzhou, 2004, 1(4): 2847-2851
- [23] de Castro L N, Timmis J. An artificial immune network for multimodal function optimization[A]//2002 Congress on Evolutionary computation[C]. Honolulu, Hawaii, USA, 2002; 699-704