

文章编号: 1000-7598-(2008) 07-1753-06

基于自适应退火算法的非线性位移反分析方法研究

曹文贵¹, 卢 山², 胡坚丽¹

(1. 湖南大学 岩土工程研究所, 长沙 410082; 2. 广西电力工业勘察设计研究院, 南宁 530023)

摘 要: 根据地下工程非线性位移反分析的特点, 建立起基于地下洞室收敛位移量测结果的反分析模型; 针对一般退火演化算法优化效率低的问题, 综合运用遗传算法、模拟退火算法和非线性有限元分析手段, 并引进自适应的思想, 建立了基于自适应退火演化算法的地下工程非线性位移反分析的新方法和理论, 在探讨其应用方法与实施过程的基础上, 开发了相应的计算分析程序。模拟分析表明, 理论计算结果与模拟结果吻合良好, 该方法可以满足工程要求。

关 键 词: 位移反分析; 退火演化算法; 自适应; 遗传算法; 有限元

中图分类号: O 23

文献标识码: A

Research on method of nonlinear displacement back analysis based on adaptive annealing algorithm

CAO Wen-gui¹, LU Shan², HU Jian-Li¹

(1. Institute of Geotechnical Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. Guangxi Electric Power Industry Investigation, Design and Research Institute, Nanning 530023, China)

Abstract: Firstly, according to practical features of nonlinear displacement back analysis for underground structure, the model of back analysis which is based on convergent measuring data of displacements in underground tunnel, is established. Secondly, aiming at low calculating efficiency of general annealing algorithm, a new way or theory of nonlinear displacement back analysis in underground engineering which is based on adaptive hybrid genetic-simulated annealing algorithm, has been set up by combination of genetic algorithm with annealing algorithm together with finite element method and by introducing the idea of adaptation. And then, the relevant analytic software is developed based on studying both application and execution of this method. Finally, simulation analysis is carried out; and it is indicated that the theoretical results tally well with practical ones; and this method can meet the requirements for practical engineering.

Key words: back analysis of displacements; annealing algorithm; adaptation; genetic algorithm; finite elements

1 前 言

位移反分析问题是近年来普遍关注的岩土工程研究问题之一, 其核心内容包数值分析方法和优化分析方法, 后者是其关键。弹塑性位移反分析问题可归结为一个非凸非线性的多目标优化问题^[1], 它可能存在多个极值, 只有得到其中反映全局观念的极值, 才能使岩土工程弹塑性位移反分析问题得到满意的解, 这并非一般优化分析方法所能为, 因此, 寻求合理地反映全局概念的优化分析方法是岩土工程弹塑性位移反分析的关键之一。

早期的岩土工程位移反分析方法大多是基于传

统的优化理论(如 Powell 法、单纯形法、阻尼最小二乘法等)建立起来的, 如文献[2]采用变尺度法反演地下工程岩体的力学参数; 文献[3]比较分析了 6 种应用于岩土工程位移反分析中的传统优化方法。但采用这些常规的优化算法难以求解诸如岩土工程中这类非凸非线性问题的全局最优解, 从而使位移反分析结果的可靠性受到很大限制。近年来发展的遗传算法(Genetic Algorithm, 简称 GA)、人工神经网络法和模拟退火算法(Simulated Annealing, 简称 SA)等现代智能优化方法应用于岩土工程反分析问题的研究中, 取得了良好效果^[4-6], 但这些算法本身仍存在许多缺陷, 如 GA 算法并行搜索能力

收稿日期: 2006-10-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(No. 50378036)和湖南省自然科学基金项目(No. 03JJY5024)。

作者简介: 曹文贵, 男, 1963 年生, 博士(后), 教授, 博士生导师, 主要从事岩土工程教学与研究工作。E-mail: cwglyp@public.cs.hn.cn

较强,但存在早熟收敛和随机漫游的现象;SA 算法串行搜索能力较强,但需要足够的降温 and 充分迭代次数来保证其全局收敛性^[7]。如何结合两者的优点进行混合优化以取得较满意的结果,一些学者就此进行了有益的探讨^[8,9]。虽然 GA 与 SA 简单地结合就能较为稳定地逼近全局最优解,但为了提高计算效率,两者的结合方式有待进一步改进。上述方法的应用多见于边坡稳定性分析中,但对于地下工程位移反分析问题,该类方法的应用还鲜见报道,如何综合利用 GA 与 SA 算法,并进行改进以提高计算效率,应用于地下工程岩体位移反分析问题研究正是本文研究的核心内容。

本文将首先根据地下工程位移反分析问题的特点,基于地下结构表面相对收敛位移量测结果,建立其位移反分析数学力学分析模型;然后引进有限元手段,综合利用 GA 与 SA 算法以及自适应的思想,建立地下工程位移反分析问题的自适应退火演化算法,以期使地下工程位移反分析方法的研究取得进展。

2 弹塑性位移反分析模型的建立

地下工程弹塑性位移反分析的目的主要是求解初始地应力及岩体力学参数,为此必须建立其反分析模型,但由于地下工程问题的复杂性,为了建立其位移反分析模型,需作如下假设:

(1) 地下工程初始地应力属于主应力场,竖向应力 $\sigma_y = \sum r_i h_i$, 其中 r_i 和 h_i 分别为工程上覆各岩层重度和厚度,水平地应力可表示为 $\sigma_x = \lambda_1 \sigma_y$, 其中 λ_1 为侧压力系数;

(2) 采用基于 Drucker-Prager 屈服准则的非线性平面有限元分析方法,其求解采用常刚度增量初应力迭代方法;

(3) 有限元分析得到的是单元节点的绝对位移,本文考虑的是基于洞周量测收敛位移的反分析方法,因此,必须建立起节点绝对位移与收敛位移之间的关系。转化计算公式为

$$u_i = \delta_{i1} - \delta_{i2} \quad (1)$$

式中: u_i 为第 i 个相对收敛位移计算值; $\delta_{im} (m=1,2)$ 为第 i 个相对收敛位移测线一端测点 m 在测线方向上的投影位移分量, δ_{im} 表示为

$$\delta_{im} = \delta'_{imx} \cos \alpha + \delta'_{imy} \sin \alpha \quad (2)$$

式中: δ'_{imx} 与 δ'_{imy} 分别为第 i 个相对位移测线一端测点 m 的 x 与 y 向计算位移; α 为测线的方向角。

由上述基本假定可知,本文进行的地下工程非线性位移反分析的目的就是基于收敛位移量测结果反演岩体力学参数和初始地应力,即弹性模量 E 、泊松比 μ 、凝聚力 c 、内摩擦角 φ 及侧压力系数 λ_1 , 于是可确定其求解向量为:

$$\mathbf{X} = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5] = [E, \mu, c, \varphi, \lambda_1] \quad (3)$$

式中: 参数 x_i 的取值范围可表示为 $[LB_i, UB_i]$, UB_i 与 LB_i 分别是参数 x_i 的取值上下限。于是,建立地下工程非线性位移反分析模型如下:

$$\min f(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^k [u_i(\mathbf{X})/u_i^* - 1]^2 \quad (4)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} [K][\Delta \delta_i] = [\Delta H_i] \\ u_i(\mathbf{X}) = \delta_{i1} - \delta_{i2} \\ \delta_{im} = \delta'_{imx} \cos \alpha + \delta'_{imy} \sin \alpha \\ [\delta'] = \sum_{i=1}^n [\Delta \delta_i] \end{cases} \quad (5)$$

式中: $[\Delta \delta_i]$ 为第 i 级荷载增量下节点位移增量; $[K]$ 为总体刚度矩阵; $[\Delta H_i]$ 为第 i 级荷载增量矩阵; n 为总释放荷载分级加载的分级数; $[\delta']$ 为整体节点位移矩阵; $u_i(\mathbf{X})$ 为第 i 条测线相对收敛位移的计算值; u_i^* 为第 i 条测线相对收敛位移测量值; $f(\mathbf{X})$ 为位移反分析的目标函数; k 为相对收敛位移测线总数。

显然,上述模型为一个高度非线性非凸规划优化问题,采用一般的优化方法难以求得问题的全局最小值。因此,需寻找合理的优化理论方能求得该问题的满意解,下面将具体介绍其优化理论与方法。

3 自适应退火演化算法

3.1 基本理论

自适应退火演化算法的基础是模拟退火算法,其核心在于模拟热力学中金属徐徐退火冷却而不断稳定结晶的过程。金属系统中不同的状态具有不同的能量,状态之间的转移以能量最小化为准则,状态的跃迁采用随机接受准则 (Metropolis 准则) 模拟,即在温度 T 下如何由具有能量 E_i 的状态 i 跃迁到具有能量 E_j 的状态 j 。

基于 SA 算法,并引进遗传算法中群体进化及自适应的思想,就形成了自适应退火演化算法。GA 采用群体并行搜索,而 SA 则采用串行搜索,两者混合则形成一种并行意义下的多串行优化搜索,这种混合搜索过程可分为多个阶段,首先在各阶段进行多串行优化搜索,然后对各个阶段的串行搜索结果进行自适应的影响和调整,调整后进入下一个阶

段，即 GA 的初始解来自 SA 的群体进化结果，SA 经过 Metropolis 状态转变后的解又成为 GA 自适应进化的群体，从而这些结果向最适合问题解的方向发展，并最终逼近问题的全局最优解。这种算法可描述为退火冷却过程，而阶段的变化对应于温度的下降，该过程是一个可控过程，其控制参数主要是初始温度与温度下降的规律，即退火策略，其具体内容见后面所述。

上述自适应退火演化算法的关键在于如何对各阶段的搜索结果进行自适应的影响和调整。一般退火演化算法中群体进化的调整过程并非自适应进行的，即不论各个阶段搜索结果的优劣程度如何，它们进行交叉操作的概率是一样的。以常见的浮点算术交叉为例，给定一个[0, 1]区间的常交叉概率 P ，然后对应于每个串行搜索结果（即求解向量）生成一个[0, 1]区间的随机数 r ，若 $P > r$ ，则把该搜索结果送到一个存储区，遍历所有串行搜索结果后，对存储区的搜索结果进行交叉操作如下：

$$\begin{cases} X'_i = rX_i + (1-r)X_j \\ X'_j = (1-r)X_i + rX_j \end{cases} \quad (6)$$

式中： X_i 和 X_j 分别为存储区内第 i 及 j 个搜索结果； X'_i 和 X'_j 是交叉操作产生的新求解向量，用以取代 X_i 和 X_j 。由此可知，按照上述方法进行交叉操作，到了进化后期，随着温度的下降，算法的搜索范围变小，本来优良的搜索结果可能由于 P 过大而被破坏，而恶化的搜索结果则由于 P 过小而保留了下来，无法转移到其他搜索区域，从而造成了计算效率的下降。自适应退火演化算法以反分析问题的目标函数值 $f(X)$ 为准绳，对不同的求解向量以不同的概率 P 破坏，即采用自适应的交叉概率 $P = P[f(X)]$ ，使得目标函数值越大的求解向量被破坏的概率就越大，则较优的求解向量能在其邻域内继续搜索，而恶化的求解向量则转移到其他区域搜索，从而提高计算效率。

应用自适应退火演化算法求解弹塑性位移反分析问题的基本思路如下：首先将求解向量 X 作为系统的状态，其对应的目标函数值 $f(X)$ 作为保持该状态所具有的能量，在各待定参数取值范围内随机产生 N 个求解向量 X^{0l} ($l=1, 2, \dots, N$) 作为温度 T_0 时群体初始状态（即 0 状态）所对应的求解向量 X^{0l} ，之后， X^{0l} 按照 SA 算法中 Metropolis 准则进行 H 次状态选取（即决定状态是否跃迁），对这些选取结果进行变异、选择和自适应交叉操作而产生

新群体 $[X^l]$ 所对应的新求解向量 X^{0l} ，降低温度，得到新温度 T_1 后，进行群体 $[X^l]$ 的状态选取，当 T_k 充分小后，选取其中使目标函数值最小的求解向量作为优化结果。Metropolis 准则表示如下：

$$A_{ij}^{kl} = \begin{cases} 1, & f(X_i^{kl}) \geq f(X_j^{kl}) \\ \exp(-\Delta f_{ij}^{kl} / T_k), & f(X_i^{kl}) < f(X_j^{kl}) \end{cases} \quad (7)$$

式中： T_k 为第 k 次降温后的温度； $[X^k]$ 为在温度 T_k 下的群体， X^{kl} 为群体中第 l 个求解向量； X_i^{kl} 为在温度 T_k 下处于状态 i 的第 l 个求解向量； A_{ij}^{kl} 表示在温度 T_k 下群体中第 l 个求解向量从状态 i 产生新状态 j 后，状态 j 被选取的概率； $f(X_i^{kl})$ 为在温度 T_k 下群体中求解向量 X^{kl} 在状态 i 时计算所得的目标函数值； Δf_{ij}^{kl} 可以表示为 $\Delta f_{ij}^{kl} = f(X_i^{kl}) - f(X_j^{kl})$ 。

自适应交叉概率生成办法如下：

$$P_i^{kl} = \begin{cases} P_{c1}, & F_i^{kl} \geq F_{\text{avg}}^k \\ P_{c1} + \frac{(P_{c2} - P_{c1})(F_{\text{avg}}^k - F_i^{kl})}{F_{\text{avg}}^k - F_{\text{min}}^k}, & F_i^{kl} < F_{\text{avg}}^k \end{cases} \quad (8)$$

其中，

$$F_i^{kl} = [C_{\text{max}}^k - f(X_i^{kl})] / T_k \quad (9)$$

$$C_{\text{max}}^k = \max_{\substack{0 \leq l \leq N \\ 0 \leq i \leq H}} [f(X_i^{kl})] \quad (10)$$

$$F_{\text{avg}}^k = \frac{1}{N(H+1)} \sum_{l=1}^{N+1} \sum_{i=1}^H f(X_i^{kl}) \quad (11)$$

$$F_{\text{min}}^k = \min_{\substack{0 \leq l \leq N \\ 0 \leq i \leq H}} [f(X_i^{kl})] \quad (12)$$

式中： C_{max}^k 为在温度 T_k 下群体迭代中由求解向量处于某一状态时计算得到的最大目标函数值； P_i^{kl} 为在温度 T_k 下群体中第 l 个求解向量在状态 i 时进行交叉操作的概率； P_{c2} 与 P_{c1} 分别为 P_i^{kl} 的取值上下限； F_i^{kl} 表示在温度 T_k 下相对于群体其他解向量而言，第 l 个求解向量在状态 i 时对问题解的逼近程度，即处于该状态时的求解向量对应的适应度； F_{avg}^k 与 F_{min}^k 分别为在温度 T_k 下群体的适应度平均值和最小值。

3.2 自适应退火演化算法的实施过程

用于弹塑性位移反分析方法的自适应退火演化算法实施过程可按如下步骤进行：

(1) 确定初始控制参数 T_0 。根据各参数的意义与勘查资料给出待识别参数的可能取值范围，并在其取值范围内随机生成 N 个初始解向量 X_0^{0l} 形成初

始群体的初始状态, 即状态 0;

(2) 在当前温度 T_k 下, 群体中第 l 个求解向量 $\mathbf{X}^{kl}$ 按照一定法则从状态 i 产生新状态 j , 把这两个状态对应的求解向量 $\mathbf{X}_i^{kl}$ 与 $\mathbf{X}_j^{kl}$ 作为弹塑性有限元的已知条件进行计算, 所得绝对位移结果按式 (1) 计算相对收敛位移值, 并最终计算得到各自的目标函数值 $f(\mathbf{X}_i^{kl})$ 、 $f(\mathbf{X}_j^{kl})$ 及其改变量 Δf_{ij}^{kl} 。若 $\Delta f_{ij}^{kl} \geq 0$, 则该求解向量选择新状态 j ; 若 $\Delta f_{ij}^{kl} < 0$, 则生成 $(0, 1)$ 区间内的随机数 r , $A_{ij}^{kl} \geq r$ 时, 则该求解向量选择新状态 j , 否则保留原状态 i 。这种状态的选择过程需进行 H 次 (H 根据问题的复杂程度而定, 一般复杂程度越高, 其取值也越大)。

新状态生成方法则采用非一致随机变异方法^[10], 即设在温度 T_k 下处于状态 i 的求解向量可表示为 $\mathbf{X}_i^{kl} = [x_{i1}^l, x_{i2}^l, \dots, x_{is_i}^l]$, 在其中随机选择 M 个分量组成变异集合 E , 则新状态的求解向量 $\mathbf{X}_j^{kl} = [x_{1j}^l, x_{2j}^l, \dots, x_{sj}^l]$ 的生成法则如下:

若新状态的求解向量中分量 $x_{nj}^l \notin E$ ($n=1, 2, \dots, 5$) 时, 则 $x_{nj}^l = x_{ni}^l$; 若 $x_{nj}^l \in E$ 时, 在 $[0, 1]$ 区间内分别生成随机数 r 与 rd :

$$x_{nj}^l = \begin{cases} x_{ni}^l + r\psi(k, UB_i - x_{ni}^l), & rd \geq 0.5; \\ x_{ni}^l - r\psi(k, x_{ni}^l - LB_i), & rd < 0.5; \end{cases} \quad (13)$$

式中: 函数 $\psi(k, z)$ 可按式计算:

$$\psi(k, z) = \left[1 - \exp\left(\frac{k}{K+1} - 1\right)^\lambda \right] z \quad (14)$$

式中: K 为总的降温步数; λ 为下降参数, 本文取 $\lambda = 12$; k 为当前冷却步序号。

(3) 对群体中下一求解向量重复步骤 (2), 直至遍历群体。此时在温度 T_k 下, 群体 $[\mathbf{X}^{kl}]$ 产生 $N \times H$ 个新状态, 包括各求解向量的初始状态总共为 $N \times (H+1)$ 个状态。根据这些状态的适应度, 采用累计概率的轮盘赌规则选取 N 个状态组成温度 T_{k+1} 下的群体 $\mathbf{X}^{(k+1)l}$ 。在温度 T_k 下群体中第 l 个求解向量在状态 i 被选择的概率 Q_i^{kl} 可按式计算:

$$Q_i^{kl} = \left(\sum_{s=1}^{l-1} \sum_{v=1}^H F_v^{ks} + \sum_{v=1}^i F_v^{kl} \right) / \sum_{i=1}^{N+1} \sum_{j=1}^H f(\mathbf{X}_j^{ki}) \quad (15)$$

Q_i^{kl} 确定以后, 产生 $[0, 1]$ 区间内的随机数 rb , 若 $Q_i^{kl} < rb \leq Q_{i+1}^{kl}$, 则 Q_i^{kl} 对应状态的求解向量选入降温后的群体 $[\mathbf{X}^{(k+1)l}]$;

(4) 采取精英保存策略, 如果在温度 T_k 下使目标函数最小的“精英”求解向量状态不在群体 $[\mathbf{X}^{(k+1)l}]$ 中, 则以该状态对应的求解向量随机取代

$[\mathbf{X}^{(k+1)l}]$ 中某一求解向量;

(5) 引进自适应交叉概率, 对群体 $[\mathbf{X}^{(k+1)l}]$ 中适应度较低者以自适应交叉概率进行交叉操作, 其具体做法为: 将新群体中的求解向量 $\mathbf{X}^{(k+1)l}$ 以式 (8) 生成的自适应交叉概率按式 (6) 两两配对, 按算术交叉方式产生两个在取值范围内的新求解向量, 用以替换其父代;

(6) 群体 $[\mathbf{X}^{(k+1)l}]$ 再次更新, 并生成新的温度 T_{k+1} 后, $[\mathbf{X}^{(k+1)l}]$ 中每一求解向量成为新温度下的初始状态所对应的求解向量 $\mathbf{X}_0^{(k+1)l}$;

(7) 循环进行 (2) ~ (6) 直至达到终止温度或者达到预定的降温次数。

可见, 自适应退火演化算法包括群体在不同温度下的大循环和群体中每一求解向量在同一温度下的小循环。以下对算法中若干参数的概念和如何实现作简要介绍。

3.3 自适应退火演化算法相关参数的确定

(1) 初始温度 T_0 的确定

初始温度 T_0 的确定是算法的开始, 取值过高则使退火过程的大循环数增加; 取值过低则使优良的求解向量过早被拒绝, 从而增加向局部最优解发展的可能性, 因此, 初始温度的确定极其重要, 参考文献^[11]的做法, 本文按如下步骤确定初始温度 T_0 :

① 给定常量 T (它是一个温度增量, 取值应以小为宜, 本文取为 1)、初始试探温度 t_0 、求解向量的状态选取次数 L , 接受概率 x_0 (控制性指标, 本文取值为 $x_0 = 0.8$) 和第 k 个经调整后的温度下被接受的状态数和 L 的比率 R_k (此时, $R_0 = 0$ 及 $k = 1$);

② 在当前温度 t_0 下按 SA 算法迭代 L 步, 记录其中被接受状态的个数, 计算接受状态数和总迭代步数的比率 R_k ;

③ 给定任意小的正数 ε , 当 $|R_k - x_0| < \varepsilon$ 时, 停止计算; 否则,

(a) 当 $R_{k-1} < x_0$ 且 $R_k < x_0$ 时, $k = k + 1$, $t_0 = t_0 + T$, 返回第②步;

(b) 当 $R_{k-1} \geq x_0$ 且 $R_k \geq x_0$ 时, $k = k + 1$, $t_0 = t_0 - T$, 返回第②步;

(c) 当 $R_{k-1} \geq x_0$ 且 $R_k < x_0$ 时, $k = k + 1$, $t_0 = t_0 + T/2$, 返回第②步;

(d) 当 $R_{k-1} < x_0$ 且 $R_k \geq x_0$ 时, $k = k + 1$, $t_0 = t_0 - T/2$, 返回第②步;

(e) 令 $T_0 = t_0$, 计算结束。

(2) 退火策略的选取

退火策略可以表述为初始温度 T_0 逐渐减小的规律，本文采用指数降温的方法，即

$$T_i = \alpha T_{i-1} \quad (16)$$

式中： T_i 与 T_{i-1} 为第 i 次及 $i-1$ 次降低后的温度； α 为温度衰减率，由于退火过程要缓慢降温，故 α 不能取得过小或过大，过小则使优良的解可能过早被拒绝，过大则大大增加计算时间，其取值范围一般为 $0.8 \sim 0.98$ ，本文 α 取 0.92 。

4 位移反分析方法的实施过程

地下工程非线性位移反分析的自适应退火演化算法涉及数值分析与自适应退火演化算法两部分内容，二者须有机结合方能满意地实现其求解过程。其过程可按如下步骤进行：

(1) 输入基本信息。包括待求解参数的取值范围、有限元网格的划分、试探初始温度、求解向量的群体规模和现场位移量测资料等先验信息；并形成初始解向量群体中初始状态所对应的求解向量；

(2) 用自适应退火演化算法计算所得群体中对应不同状态的每一求解向量作为弹塑性有限元的已知输入数据，进行有限元分析得到各状态每一求解向量对应的相对收敛位移计算值；

(3) 根据目标函数 $f(\mathbf{X}_i^k)$ ，采用自适应退火演化算法进行状态选取。求解向量群体形成 $N \times H$ 个新状态后，对所有状态对应的求解向量进行选择、变异和自适应交叉操作，生成新群体的初始状态对应的求解向量，再返回步骤 (2)，直至群体中最优状态所对应的求解向量的目标函数值小于设定误差值，则该求解向量即为最终求解结果。

根据由上述思路，作者开发了基于自适应退火演化算法的弹塑性位移反分析程序，算例分析表明了该方法及其分析程序的可行性与合理性。

5 验证

为了验证本文方法的可行性与合理性，首先假定岩体力学参数及初始地应力真值，通过弹塑性有限元正分析计算得到工程的位移场，然后将洞周某些点之间的正分析收敛位移作为“实测值”。

设某矿山半圆拱地下巷道埋深为 300 m ，围岩为砂岩，重度为 26 kN/m^3 ，巷道尺寸及 6 条相对收敛位移测线布置如图 1 所示。给定的围岩力学参数及初始地应力真值为： $E = 20 \text{ GPa}$ ， $\mu = 0.26$ ， $c = 0.2 \text{ MPa}$ ， $\varphi = 30^\circ$ ，侧压力系数 $\lambda_1 = 1$ ，计算所得的收敛位移模拟实测结果见表 1。

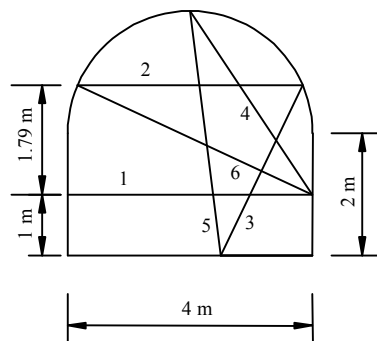


图 1 巷道尺寸及测线布置

Fig.1 Dimension of tunnel and layout of measuring lines

表 1 模拟洞周收敛位移及反算结果

Table 1 Results of simulation and back analysis for displacement on surface of tunnel

测线编号	模拟值 / mm	反演值 / mm	相对误差 / %
1	4.33	4.19	3.23
2	6.25	6.07	2.88
3	6.34	6.18	2.52
4	4.55	4.42	2.85
5	7.50	7.35	2.00
6	5.67	5.51	2.82

有限元分析计算网格如图 2 所示，共 531 个节点，625 个单元。给定 5 个反演分析参数的取值范围见表 2；自适应退火演化算法计算参数分别为：群体规模 $N = 10$ ，初始试探温度 $T_0 = 10^\circ\text{C}$ ，温度衰减率 $\alpha = 0.92$ ，每个温度下状态选取次数 $L = 250$ ，温度冷却步数 $Z = 100$ ，接受率 $x_0 = 0.8$ ，自适应交叉概率的上下限为 $P_{c2} = 0.8$ 及 $P_{c1} = 0.3$ 。

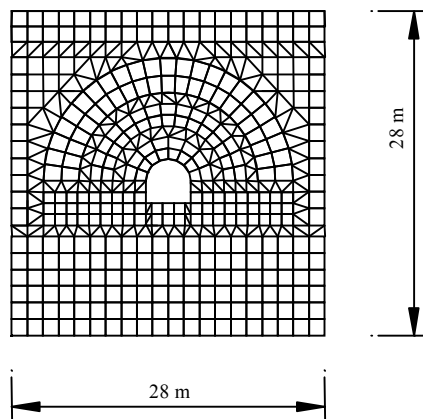


图 2 有限元计算网格图

Fig.2 Sketch of grid for FEM

表2 反演参数取值范围

Table 2 The range of parameters by back analysis

反演参数	E / GPa	μ	c / MPa	φ / (°)	λ_1
下限	1	0	0.2	5	0
上限	50	0.5	10	50	10

应用前述基于自适应退火演化算法的弹塑性位移反分析方法与程序进行分析计算, 得到最终目标函数值为 0.009, 洞周相对收敛位移与各参数反演值分别见表 1 及表 3 所示, 并与模拟实测结果进行比较分析, 表明计算分析结果可以满足工程要求。

表3 反分析反演结果

Table 3 Results by back analysis

力学参数	E / GPa	μ	c / MPa	φ / (°)	λ_1
模拟值	20	0.26	0.2	30	1.00
反演值	20.2	0.28	0.21	29.5	1.02
绝对误差	-0.2	0.02	0.01	-0.5	0.02
相对误差/%	1.0	7.7	5.0	1.67	2.0

6 结 论

本文根据地下工程特点, 综合应用自适应退火演化算法及有限元分析方法, 建立了基于自适应退火演化算法的非线性位移反分析方法与理论, 并开发了相应的分析程序。由此可得如下结论:

(1) 自适应退火演化算法较常规的退火演化算法具有更高的计算效率和稳定性, 尤其适合于大型多维问题位移反分析。

(2) 建立了基于自适应退火演化算法的地下工程非线性位移反分析方法, 并开发了相应的分析程序, 开辟了新型岩土工程位移反分析的新途径。

参 考 文 献

- [1] 杨林德. 岩土工程问题的反演理论与工程实践[M]. 科学出版社, 1995.
- [2] 赵新铭, 刘宁, 束善杭. DFP 优化法及其在位移反分析中的应用[J]. 华北水利水电学院学报, 2002, 23(1): 1—3. ZHAO Xin-ming, LIU Ning, SHU Shan-hang. DFP optimum method and its application to displacement back analysis[J]. *Journal of North China Institute of Water Conservancy and Hydroelectric Power*, 2002, 23(1): 1—3.
- [3] 吕爱钟. 地下巷道弹性位移反分析各种优化方法的探讨[J]. 岩土力学, 1996, 17(2): 29—34.
- [4] 丁德馨, 张志军, 孙钧. 弹塑性位移反分析的遗传算法研究[J]. 工程力学, 2003, 20(6): 1—5. DING De-xin, ZHANG Zhi-jun, SUN Jun. The genetic-algorithm-based approach to back analysis of displacement parameters of elastic-plastic model for rockmass[J]. *Engineering Mechanics*, 2003, 20(6): 1—5.
- [5] 刘世君, 徐卫亚, 王红春, 等. 遗传算法的改进及其在岩体位移反分析中的应用[J]. 电力勘测, 2002(2): 9—13. LIU Shi-jun, XU Wei-ya, WANG Hong-chun, et al. Improve genetic algorithms and its application to back analysis of rock mass displacements[J]. *Electric Power Survey*, 2002, (2): 9—13.
- [6] 李守巨, 刘迎曦, 何翔, 等. 基于模拟退火算法的边坡最小安全系数全局搜索方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(2): 236—240. LI Shou-ju, LIU Ying-xi, HE Xiang, et al. Global search algorithm of minimum safety factor for slope stability analysis based on annealing simulation[J]. *Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering*, 2003, 22(2): 236—240.
- [7] STUART G, DONALD G. Stochastic relaxation, gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, 6(2): 721—741.
- [8] 何则干, 陈胜宏. 遗传模拟退火算法在边坡稳定性分析中的应用[J]. 岩土力学, 1994, 25(2): 316—319. HE Ze-gan, CHEN Sheng-hong. Application of mixed genetic-simulated annealing algorithms to slope stability analysis[J]. *Rock and Soil Mechanics*, 1994, 25(2): 316—319.
- [9] 吴志远, 邵惠鹤, 吴新余. 遗传退火进化算法[J]. 上海交通大学学报, 1997, 31(12): 69—71. WU Zhi-yuan, SHAO Hui-he, WU Xin-yu. Genetic annealing evolutionary algorithm[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University*, 1997, 31(12): 69—71.
- [10] 康立山, 谢云, 尤矢勇, 等. 非数值并行算法(第二册)—遗传算法[M]. 北京: 科学出版社, 1994.
- [11] 邢文训, 谢金星. 现代优化计算方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.