

文章编号: 1000-7598-(2004) 07-1131-04

基于遗传算法的软土地基沉降预测

夏 江^{1,2}, 严 平¹, 庄一舟¹, 许向明³

(1. 浙江大学 土木工程系, 浙江 杭州 310027; 2. 同济大学 土木工程学院, 上海 200092; 3. 浙江省教育发展中心, 浙江 杭州 310012)

摘 要: 基于自然进化原理的遗传算法是一种解决岩土工程复杂非线性问题十分有前景的方法。对遗传算法中一些具有代表性的算法作了简要分析和评论。软土地基沉降受众多因素的影响, 在时序上表现出复杂的非线性特征。针对一个加固纠偏工程的沉降预测问题, 运用MATLAB编写遗传算法程序进行了预测分析。计算结果与实测资料基本一致, 它在全局优化、非线性优化、多参数优化等方面表现出了传统算法无法比拟的优势。

关 键 字: 遗传算法; 沉降预测; 反分析; 软土地基

中图分类号: TU 447

文献标识码: A

Prediction of soft soil foundations settlements based on genetic algorithm

XIA Jiang^{1,2}, YAN Ping¹, ZHUANG Yi-zhou¹, XU Xiang-ming³

(1. Department of Civil Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China; 2. College of Civil Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China; 3. Zhejiang Education Development Center, Hangzhou 310012, China)

Abstract: Genetic algorithm based on natural evolutionism is a good method to resolve complicated geotechnic nonlinear problems. Some classical works on genetic algorithm are introduced and remarked. The settlement of a soft soil foundation often manifests as complicated features at time sequence due to the influence of many factors. In the settlement prediction of a reinforcement and slant rectification, genetic algorithm programme coded by MATLAB predicts the settlement. Calculation result is consistent with the result from actual measurement. It indicates that genetic algorithm has much more superiority than traditional algorithm in global optimization, nonlinear optimization, multiparameter optimization, and so on.

Key words: genetic algorithm; settlement prediction; back analysis; soft soil foundation

1 引 言

反分析法是解决岩土工程介质本构模型及特性参数选求问题的有效方法, 而优化法又是反分析法中应用最广泛的一种。科学研究和工程实际中的众多问题均可归结为“极大化效益, 极小化代价”的典型模型, 求解这类模型导致寻求某个目标函数在特定区域上的最优解。传统的非线性规划类方法大多基于梯度计算, 具有较高的计算效率, 但由于其固有的局部优化性及不稳健性等缺陷, 并不适合于全局优化问题的求解^[1, 2]。20世纪70年代前后, 人们开始探索用仿生学方法求解复杂的优化问题。目前, 广泛应用的主要有以下几种方法: 遗传算法 (Genetic Algorithm)、演化策略 (Evolution Strategies)、

进化程序 (Evolutionary Programming)、模拟退火法 (Simulated Annealing Approach)、神经网络算法 (Artificial Neural Network)^[3]。

2 遗传算法概述

遗传算法是20世纪60年代末期到70年代初期, 由美国Michigan大学的John Holland与其同事、学生们研究形成的一种从试图解释自然系统中生物的复杂适应过程入手, 模拟生物进化的机制来构造人工系统模型的方法。

较之传统优化算法, 遗传算法具有智能式优化、黑箱式结构、全局最优解、随机性搜索、很强的鲁棒性等特点^[4]。

遗传算法的工作原理与一般的经典优化算法

相差很大。它是具有“生成+检测”的叠代过程的搜索算法。在每一次叠代中,遗传算法处理的是一组解(群体),而不是单独的一个解。在没有任何求解问题相关知识的情况下,从一组随机的解开始搜索。它的解用一个固定长度的串编码表示。在一次循环中,如果终止条件没有满足,使用三种不同的算子——选择算子(Selection)、交叉算子(Crossover)、变异算子(Mutation)来更新群体中的这些串。这三个操作的一次循环称为一代(a Generation)。其解的表示类似于生物的染色体,算子类似于遗传操作,因此,称其为遗传算法。它包括5个基本要素:参数编码、初始群体设定、适应度函数(Fitness Function)和算法控制参数等。

3 工程算例

浙江省嘉兴滇禾热辐射厂职工住宅于1995年9月~1996年2月建成。住宅部分为砖混结构,宿舍区为框架。层数5层,层高3 m,总高度 $h=16$ m,长 $l=59.4$ m, $l/h=3.7$,宽12 m,总建筑面积3 564 m²。基础形式为井形条形基础,埋深2 m,厚0.35 m。根据工程勘察报告,该场地土层上部为8.90~14.30 m厚的软土层,除有0.8~1.8 m厚的粘土层强度较高外,其余均属高压缩性土,强度低。

根据沉降观测记录,可以看出该房屋有明显的不均匀沉降,自1995年9月开工至2002年5月,最大沉降差达到296 mm(见表1)。2002年7~9月,嘉兴市规划设计研究院对该建筑进行了为期三个月共6次沉降观测。最大沉降值为3.5 mm,最大沉降速率为0.045 mm/d,表明沉降已经基本稳定。按照业主的要求,需对此住宅进行加固纠偏处理。

表1 测点沉降量表
Table 1 Settlement of measuring points

测点	沉降量/mm										
	1995-09-13	1995-09-24	1995-10-07	1995-10-17	1995-10-30	1996-02-10	1998-09-17	1998-10-19	1998-11-20	1999-05-04	2002-05-30
A	0	4	9	16	28	43	155	159	162	187	194
B	0	2	5	7	12	19	30	34	37	62	63
C	0	7	17	31	54	82	300	305	309	337	359
D	0	8	18	32	56	86	313	313	315	330	340
E	0	4	10	17	30	46	171	176	176	185	189

首先,根据设计图纸对建筑物的上部荷载进行了复算。经计算,上部荷载明显偏心,从而,使得土层受力不均匀是导致建筑物不均匀沉降的主要原因。因此,计算出其最终沉降量及目前的固结度

成为了按沉降控制方法进行补桩设计的关键。

地基沉降计算采用单向压缩分层总和法:

$$s = \sum_{i=1}^n \frac{H_i \sigma_{zi}}{E_{si}} \quad (1)$$

式中 H_i 为土层厚度(m); σ_{zi} 为各个土层的附加压应力(kPa); E_{si} 为各个土层的压缩模量(MPa)。

经计算,其最终沉降量及固结度见表2。

表2 最终沉降量及固结度
Table 2 Finally settlements and consolidation degrees

测点	现沉降量/mm	最终沉降量/mm	固结度/%
A	194	325	59.7
B	63	259	24.3
C	359	506	70.9
D	340	307	110.7
E	189	283	66.8

从表2中的计算结果来看,固结度差异性较大。这与岩土工程介质本构模型及参数的复杂性有关,采用理论推导的方法难以得到比较精确的结果。那么,有必要根据已有沉降实测数据,利用遗传算法进行反分析。

4 遗传算法实现步骤

4.1 编码

遗传算法的编码方式有浮点数编码、二进制编码、实数编码等多种方式,笔者在编写的程序中采用的是二进制编码。它的优点在于编码、解码操作简单,交叉、变异等遗传操作便于实现,而且搜索能力强;缺点在于不便于反映所求问题的特定知识,当精度要求较高时编码长度比较长,计算费时。本算例中编码长度取20。

假设种群中个体数目为 n , x_t^i 表示第 t 代的第 i 个个体, $i \in \{1, 2, \dots, n\}$ 。每个个体中含 m 个基因(Gene),也就是算例中所求解的变量数目。每个基因用 l 位二进制表示。这样每个个体基因位数 $L = ml$ 。个体 x_t^i 可以表示为 ml 维的行向量,即 $x_t^i = [x_t^{i(1)} \dots x_t^{i(l)} x_t^{i(l+1)} \dots x_t^{i(2l)} \dots x_t^{i((m-1)l+1)} \dots x_t^{i(ml)}]$ 。第 t 代种群 X_t 可以表示为一个 $n \times ml$ 的矩阵 $X_t = [x_t^1 x_t^2 \dots x_t^n]^T$ 。个体 x_t^i 的第 k 个长度为 l 的二进制码串转化为实数的解码函数 Γ 为:

$$\Gamma(x_t^i, k) = u_k + \frac{v_k - u_k}{2^l - 1} \left(\sum_{j=1}^l x_t^{j(kl+j)} \times 2^{j-1} \right) \quad (2)$$

式中 v_k 和 u_k 分别为第 k 个实数范围的上限和下限^[5]。

4.2 种群数量

种群数量的多少对于计算效率有很大的影响, 数量过多计算量大, 浪费时间, 数量过少又不利于全局寻优。本算例中选取的种群数量为50个。

4.3 适应度函数评价

一般而言, 适应度函数(fitness function)是由目标函数变换而成的。本算例中采用“界限构造法”将目标函数转变为适应度函数。

若目标函数为最小值问题, 则

$$\text{Fit}(f(x)) = \begin{cases} c_{\max} - f(x), & f(x) < c_{\max} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (3)$$

式中 $c_{\max}$ 为 $f(x)$ 的最大估计值。

若目标函数为最大值问题, 则

$$\text{Fit}(f(x)) = \begin{cases} f(x) - c_{\min}, & f(x) > c_{\min} \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (4)$$

式中 $c_{\min}$ 为 $f(x)$ 的最小估计值^[6]。

根据适应度函数对种群个体进行评价, 因此, 适应度函数的选取是遗传算法的关键。

本算例中软土地基的沉降用对数曲线法进行预测^[7], 表达式为

$$s_t = \left(1 - \frac{8}{\pi^2} e^{-Bt}\right) s_0 \quad (5)$$

式中 t 为沉降时间, 以10天为一个单位; s_t 为时间 t 的沉降量 (mm); s_0 为最终沉降量 (mm); B , s_0 为待求的模型参数。

根据观测数据 t , s_t 来解式(5)中的 B 和 s_0 , 适应度函数 (取残差平方和极小化)

$$Q = \left\{ \sum_{i=1}^n \left[s_i - \left(1 - \frac{8}{\pi^2} e^{-Bt}\right) s_0 \right]^2 \right\}_{\min} \quad (6)$$

4.4 选择算子

本算例中采用轮盘赌选择法 (Roulette Wheel Select)。每一选择产生一个 $[0, 1]$ 均匀随机数, 将该随机数作为选择指针来确定被选个体。但还优先选择2个适应度最高的个体直接继承到下一代, 这有利于保存优秀个体的优良基因。

4.5 交叉算子

首先, 确定要进行交叉操作的概率, 本算例中取0.2, 即20%种群要进行交叉操作。每一个交叉产生一个 $[0, 1]$ 均匀随机数, 用这个随机数来决定要进行交叉操作种群的二进制代码的交叉操作位数, 进行了交叉重组后, 两个新个体替换两个父代个体。

4.6 变异算子

对于二进制编码的个体, 变异操作, 即在种群的编码中随机选取一位将其0 (或1) 翻转。变异操作保证了遗传算法的全局寻优能力, 因此, 十分关键。但在变异操作中, 变异率不能取得太大, 如果它大于0.5, 遗传算法就退化为随机搜索, 而它的一些重要数学特性和搜索能力也不复存在了。本算例中的变异率选取的是4%。

4.7 迭代

由上步得到的 n 个子代个体作为新的父代, 重复适应度函数评价中式(3)~(6)的步骤, 达到设定的评价要求即退出迭代, 输出最优解。

5 结果分析

计算过程中, 取 B 和 s_0 的变化区间为 $[0, 0.04]$ 和 $[0, 1000]$, 通过遗传算法程序运算, s_0 的计算结果见表3。其固结度见表4。

表3 B 和 s_0 的计算结果

测点	B	s_0 / mm
A	0.010 8	216
B	0.006 0	75
C	0.011 3	398
D	0.012 2	389
E	0.012 0	217

表4 固结度

测点	现沉降量 / mm	最终沉降量 / mm	固结度 / %
A	194	216	89.8
B	63	75	84.0
C	359	398	90.2
D	340	389	87.4
E	189	217	87.1

比较表2和表4中的结果, 固结度都在84%~90%之间, 这与2002年7~9月观测得到的沉降已经基本稳定的结论是一致的。利用遗传算法计算的结果明显比较符合实际情况。

遗传算法与传统非线性拟合算法 (最小二乘法) 得到的结果比较见表5。

从遗传算法与最小二乘法拟合的结果来看, 二者是基本一致的, 说明遗传算法拟合的结果是真实可信的。但对于复杂的非线性模型传统算法很难拟合, 而遗传算法的计算并不受模型复杂程度的影响。

表 5 遗传算法与传统算法结果比较
Table 5 Comparison between genetic algorithm and traditional algorithm

测点	遗传算法		传统算法	
	B	s_0	B	s_0
A	0.0108	216	0.0108	216
B	0.0060	75	0.0061	74
C	0.0113	398	0.0113	398
D	0.0122	389	0.0123	387
E	0.0120	217	0.0122	216

6 结 语

通过本算例的计算可以看出,用遗传算法解决岩土工程反分析问题具有以下优点:

(1) 克服了传统优化方法存在结果依赖于初值的选取、难以进行多参数优化及结果易陷入局部极值等缺点。

(2) 收敛速度快,从图 1、2 所示的测点 A 计算每代平均适应度及最大适应度的变化就可以看出来,运算 15 代左右就已基本收敛到最优解。

(3) 在求解多参数复杂非线性模型问题时,对目标函数没有苛刻要求,故其适用范围广,解量能力强。

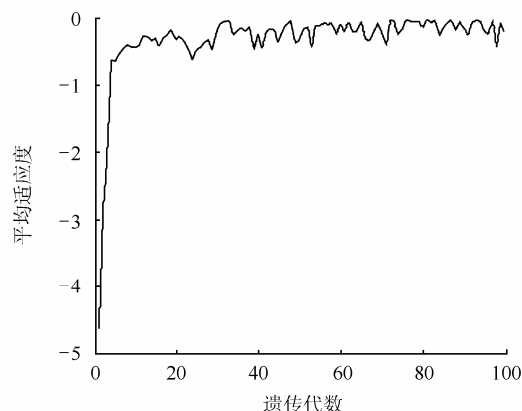


图1 平均适应度
Fig.1 Average fitness

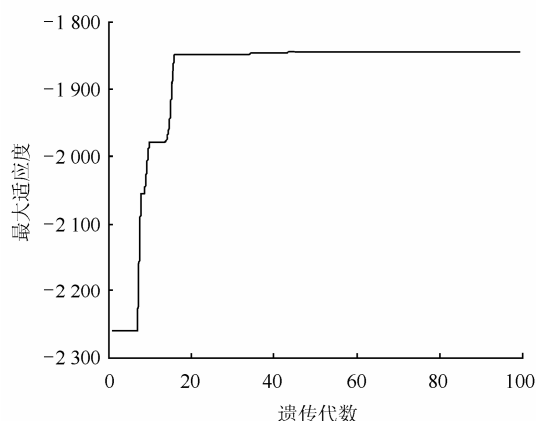


图 2 最大适应度
Fig.2 Maximal fitness

当然,遗传算法研究的历史还不是很长,仍有不少数学原理问题没有得到很好的解决,因此,在应用中还有许多问题需注意。

由于遗传算法是基于模态搜索的一种理论,因其多变量及多约束,使得目标函数域有众多的极值点区域,而正是在这众多极值点区域的寻优过程中趋近并达到最优结果。因此,组群数量和初始以及随机分布模式极大的影响了优化结果,使得优化始终可以达到较优,而非最优;如果变量数目较大,得到的结果可能并不理想。

针对这一问题,可以通过以下两种方式来获得理想结果:

① 分步优化,将变量依照对计算结果影响的大小按主次分为若干组,依照经验确定次要变量的取值来优化主要变量,再确定主要变量取值来优化次要变量,这样的方法符合工程设计的思路,且能取得理想结果;

② 采用依据工程经验确定变量的约束范围,然后,进行试算,根据试算结果再缩小变量约束范围,这样,可以快速收敛到全局最优值。遗传算法中算子选择的过程也是一个寻优的过程。

综上所述,遗传算法是一种解决岩土工程复杂非线性问题的十分有前景的方法,值得进一步深入研究。

参 考 文 献

- [1] Deng J H, Lee C F. Displacement back analysis for a steep slope at the three gorges project site[J]. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 2001, 38(2): 259—268.
- [2] 李鹏,董聪. 基于实数编码的广义遗传算法及其在优化问题中的应用[J]. *控制与决策*, 2002, 17(4): 487—490.
- [3] 汪树玉,刘国华. 系统分析[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 2002.
- [4] 陈国良,王煦法等. 遗传算法及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996.
- [5] 王小平,曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
- [6] Surajit Pal, Wije Wathugala, Sukhamay Kundu. Calibration of a constitutive model using genetic algorithms[J]. *Computer and Geotechnics*, 1999, 25(1): 325—348.
- [7] 华南理工大学,浙江大学等. 地基及基础[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 1991.