

边坡开挖步序的遗传算法排定

吴洪词 张小彬 包太

(贵州工业大学采矿系 贵阳 550003)

摘要 介绍遗传算法的基本原理, 并采用自适应学习遗传算法排定某露天边坡的开挖步序。

试验表明: 遗传算法效果良好。

关键词 遗传算法, 边坡工程, 开挖步序

分类号 TD854.6

1 引言

遗传算法是国际上新近发展起来的一种模拟生命进化机制的搜索与优化方法, 它已成功应用于工程复杂优化问题中^[1~6]。遗传算法提供了一种优于传统方法(如循环推理法、移动圆锥法、图论法、动态规划法、参数化函数法等)的边坡工程优化设计的有效工具。本文将某露天边坡视为许多小正六面体(模块, 又称位串)或小正方形(对于二维问题)的集合, 每个模块用其开挖后所能盈取的净值(称基因)来代表, 采用自适应学习遗传算法排定了该边坡的最优开挖步序(含最优开挖境界)。把遗传算法引入到边坡开挖设计中, 是露天边坡开挖优化设计的一个新途径。

2 遗传算法的基本原理

遗传算法是建立在遗传学与自然选择原理基础上的搜索(寻优)过程^[1~5], 它模拟自然界中的生命进化机制, 在人工系统中实现特定目标的优化。其特点是在检索了少部分搜索空间后便能迅速地收敛于最优解。遗传算法把“自然选择适者生存”原则与遗传算子结合起来, 形成了适合于各种搜索(寻优)问题的算法。选择的依据是将单个位串对应的函数值转换成适值, 适值大被选中的机会就多。遗传算法采用控制参数编码, 使解自行适应, 并通过随机算子连续处理各代种群。遗传算法包括繁殖(图1(a)), 交叉(图1(b))与变异(图1(c))3个基本算子。其中繁殖按加权概率前进, 第1位串种群(模块)生存, 第2位串繁殖, 第3位串“死亡”(图1(a))。交叉首先随机选择一部分种群(模块)进行繁殖, 随机交配, 并选择随机交叉点, 产生一对新解(图1(b))。图1(c)中, 少量种群(模块)发生了随机变异。图1中, 竖线表示交叉位置, 黑点模块基因(净值)为10, 交叉斜线模块基因为6, 单斜线模

1997年4月1日收到初稿, 1997年6月17日收到修改稿。

作者 吴洪词 简介: 男, 53岁, 1982年在中国矿业大学北京研究生部采矿系岩石力学专业获硕士学位, 现任教授, 主要从事岩石力学方面的教学与科研工作。

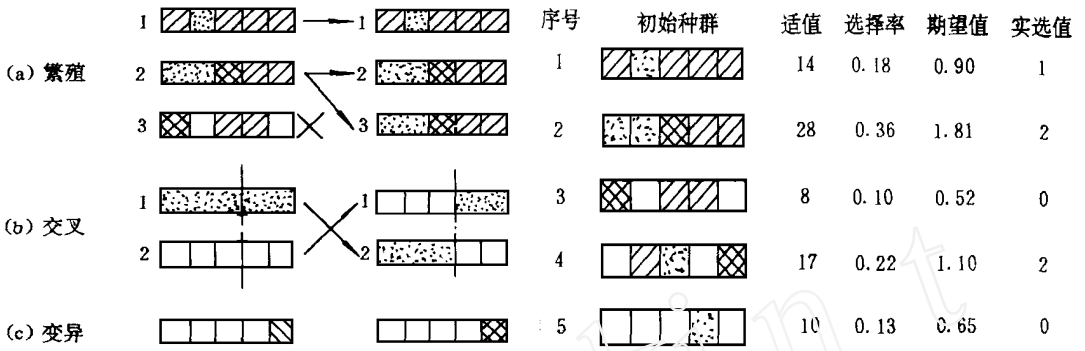


图1 遗传算法的3个基本算子

图2 繁殖操作

Fig 1 The operators of genetic algorithms

Fig 2 Reproduction operation

块基因为1，白色模块基因为0(下同)。于是，每个位串模块就被编码为一列有限长的离散变量。

图2采用5个位串模块(每个位串用其5个模块值的和代表)进行繁殖操作，目的是要使每个位串的适值(5个模块值之和)最大。首先随机选择初始种群(模块)，通过应用编码相似性，优化任意2进制函数(或有限编码函数)。选择是按适值权重随机进行的。繁殖操作中(图3)，第1位串(模块)生存(在交配池中拷贝1次)。第2位串与第4位串繁殖(在交配池中各拷贝2次)，第3位串与第5位串“死亡”(在交配池中未拷贝)。把选出的新位串放入交配池中，即可进行交叉操作了。由图2可见，初始适值总和为77。平均值为15.4，最大值为28。

图3表示交叉操作。交叉操作过程包括随机地从交配池中取出要交配的若干对，然后按随机产生的交叉位置进行交叉。图3中，第1位串与第4位串，第2位串与第5位串进行了随机选择交叉，而第3位串则未交叉。由图可见，繁殖操作后，总和增加到104，平均值增加到20.8，最大值则未改变。交叉操作后，最大值增加到36，而总和与平均值则未改变。

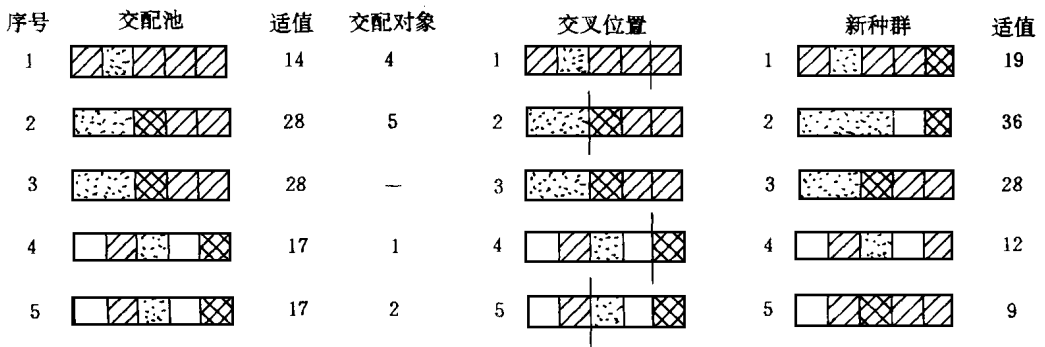


图3 交叉操作

Fig 3 Crossover operation

图4表示变异操作。为了得到优化的位串，遗传算法必须遗传更多的代。变异则有可能迅速得到所需要的优化位串。变异按逐个模块进行，但代与代之间的变异概率很低。图4中，带圆圈的模块发生了变异。变异操作后，适值总和增大为113，平均值增大为22.6，最大值则未改变(为36)。在繁殖、交叉与变异操作完成后，新的种群要进行试验，并重新计算其适值。

3 遗传编码

在用遗传算法处理边坡开挖步序优化问题时，首先要给出问题的遗传码^[1]。例如，要产生一个编码等于“*abc*”(其中*a*, *b*, *c*分别代表不同的模块)，适合于这个问题的遗传码由一些字母串(位串)组成(每个位串有4个字母)，这些字母串(位串)对应着相应部分种群的遗传码。假定第1代种群由6部分组成，并随机建立每部分种群的遗传码(表1)。其中适值一栏表示每个编码对所期望的字母串(位串)“*abc*”的相对适值。因遗传搜索是按每个编码生存的相对适值繁殖的，故表1中0.75的适值表示相应编码有75%的可能生存并繁殖。适值0表示该编码在“死亡”前没有可能繁殖。由于或然性的作用，表1中的6个编码只有4个生存并繁殖：编码1, 2, 3均产生其本身的1个拷贝，而编码5(繁殖最多者)产生其本身的3个拷贝。可见，适值最大者(编码1)并非一定是繁殖最多者。

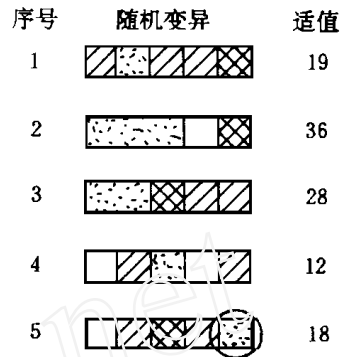


图4 变异操作
Fig 4 Mutation operation

表1 第1代编码
Table 1 Code of the first generation

序号	编码	适值	相对适值	拷贝
1	<i>acbc</i>	0.75	0.34	<i>acbc</i>
2	<i>acba</i>	0.50	0.22	<i>acba</i>
3	<i>bcb</i>	0.25	0.11	<i>bcb</i>
4	<i>caca</i>	0.00	0.00	<i>acbc</i>
5	<i>abcb</i>	0.50	0.22	<i>abcb</i>
6	<i>cbaa</i>	0.25	0.11	<i>abcb</i>
总适值		2.25	1.00	

繁殖操作完成后，6个编码进入交配池，进行随机选择交叉，随机地选择每一对的交叉位置并确定所产生的编码(表2)。表2中，有相同交叉位置的项就是交配对象。可见，经过1代以后，所期望的“*abc*”遗传码已被确定。同时，第2代的总适值比第1代要大得多。

4 边坡开挖步序的遗传优化

本文边坡开挖步序的遗传优化是以贵州某边坡工程实例为基础进行的。在遗传优化中，工程实例边坡的开挖步序(含开挖境界)被视为一套已编码的模块(或地址)，分配给每

表2 第2代编码

Table 2 Code of the second generation

序号	编码	交配对象	交叉位置	最终编码	适值
1	acbc	abcb	2	accb	0.25
2	acba	abcb	3	acbb	0.50
3	bcbb	abcb	1	bbcb	0.25
4	abcb	bcbb	1	acbb	0.50
5	accb	acba	3	abca	0.50
6	abcb	acbc	2	abbc	1.00
总适值					3.00

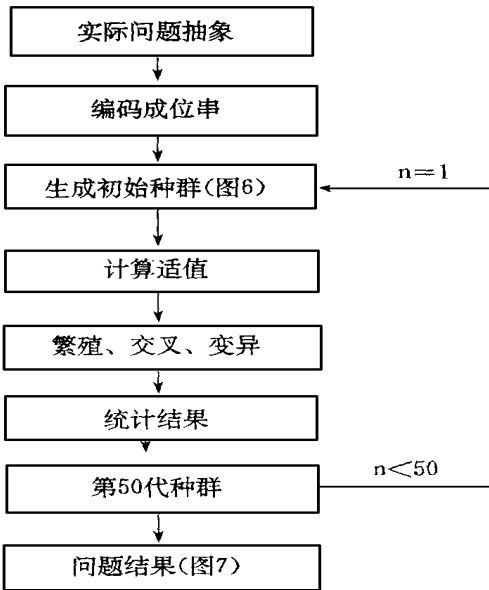


图5 50年代遗传优化流程

Fig 5 Genetic optimization flow of 50 generations

一模块(或地址)的值(基因)为该模块的开挖时间,并只研究二维问题^[1, 4, 5]。工程实例边坡遗传优化过程如图5所示。现说明如下:

首先将已抽象的某边坡实际问题编码成位串形式,随机生成初始边坡种群(模块(图6)),并根据每个挖出模块的值(基因)计算其适值,亦即,位串解码,计算目标函数值,函数值向适值映射,适值调整等。种群的规模是一个可控参数,这里为50代。遗传优化过程中计算了每个开挖模块的适值,开挖步序的可行性是通过约束随机原理实现的。

繁殖采用“自然选择适者生存”法生成具有较高平均值的种群(模块)。繁殖过程中,种群(模块)或者生存到下一代,或者“死亡”(具有较高适值的种群比具有较低适值的种群有更大的生存可能)。繁殖阶段必须保证代与代之间有足够的遗传变异,也必须通过让好的模块比差的模块繁殖更快,以保证系统收敛于最优结果并足够迅速。

交叉阶段,对新边坡种群(模块)施加交叉算子,模块随机成对交叉,交换面积(大约有70%的模块进行交叉,30%的模块未受影响),改变性质:一些模块有更高的适值,改善了它们生存的可能;另一些模块有更低的适值,减少了它们生存的可能。

变异是随机进行的,大约有0.1%的模块作随机变异(如减小边坡角,或超出边坡开挖境界范围等),这有助于保持遗传变异,防止系统收敛于错误的最优解。另一方面,由于交叉与变异会导致边坡开挖违反开挖步序约束。因此,在每次运算以后,所得的开挖步序都必须归一化。例如,在每一开挖步序时期,模块都必须落在开挖境界内,且在上邻近层模

块未开挖之前, 下邻近层模块不得开挖。

图7即为经过50代迭代后生成的某边坡最优开挖步序(含开挖境界)。

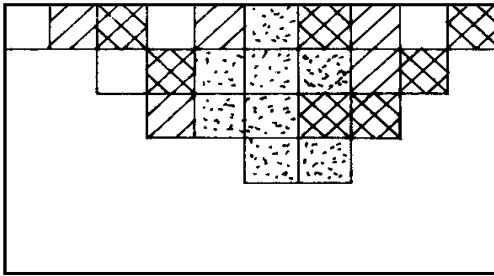


图6 初始边坡种群

Fig 6 Initial population for slope

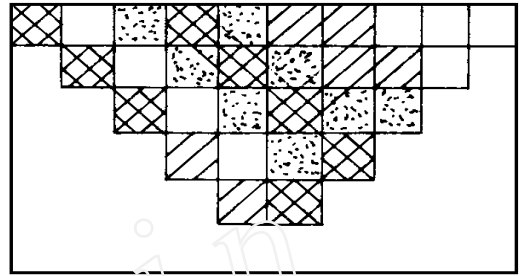


图7 最优边坡开挖步序

Fig 7 Optimum excavation schedule for slope

5 遗传系统的试验

遗传系统采用一组(12个样本)已知最优开挖步序(其他方法优化结果)进行试验^[1](表3)。试验中所采用的基本参数为^[1]: 种群代数: 50, 交叉概率: 0.7, 变异概率: 0.001。试验结果列入表3中。表中效率代表遗传算法给出的适值与已知适值的接近程度(100%的效率表示二者相同)。可见, 遗传算法结果与已知结果吻合良好。

表3 遗传试验结果

Table 3 The result of genetic test

样本	尺寸(宽×高)/m	模块数	时间/s	适值		效率/%
				已知	遗传算法	
1	10×5	50	13	12.4	12.4	100.00
2	10×5	50	27	121.5	121.2	99.80
3	10×5	50	40	463.1	463.1	100.00
4	10×5	50	38	57.5	57.5	100.00
5	16×8	128	155	2567.6	2543.3	99.10
6	16×8	128	196	387.2	385.9	99.70
7	16×8	128	159	37.4	36.3	97.10
8	16×8	128	176	20113.6	20695.6	100.00
9	20×10	200	556	5201.7	5201.7	100.00
10	20×10	200	600	39645.6	39265.4	99.10
11	20×10	200	399	232.1	231.9	99.90
12	20×10	200	456	785.2	781.8	99.60

6 结论

(1) 采用遗传算法进行边坡开挖工程优化, 提供了对边坡工程中大量可能事件进行搜

索(寻优)的有效工具, 研究表明, 遗传算法效果良好。

(2) 遗传算法把“自然选择适者生存”原理与遗传算子结合, 采用控制参数编码与随机信息交叉, 在边坡工程优化设计中具有很大的潜力和广泛的适应性。

(3) 在边坡工程遗传优化中, 遗传算法以遗传学和自然选择为基础, 在检索了少部分搜索空间后便能迅速地收敛于最优解, 其收敛速度快, 节约机时。

(4) 遗传算法中的随机变异防止了遗传系统收敛于错误的最优解, 保证了了解的正确性。

(5) 本文的边坡开挖步序的遗传算法排定研究, 在边坡工程中有实用前景。

参 考 文 献

- 1 吴洪词 工程神经网络(英文版). 贵阳: 贵州科技出版社, 1997
- 2 Onut A H, Dowd P A. Optimal scheduling in open pit mining. *Lends Univ. M in. Association (LUMA)*, 1992, 71~80
- 3 Gefenstettle J J. Genetic algorithms and their applications. In: *Proc. of 2nd Inter. Conf. on Genetic Algorithms*. Massachusetts Inst. of Tech. Cambrige, MA: 1987, 88~198
- 4 Goldberg D E. Dynamic systems control using rule learning and genetic algorithms. In: *Proc. of 9th Inter. Joint Conf. on AI*. Los Angeles: 1985, 92~588
- 5 Gershon M. Heuristic approaches for mine planning and production scheduling. *Int. J. Min. Geol. Eng.*, 1987, (5): 1~13
- 6 安美健, 李方全, 石耀霖. 遗传算法在确定钻孔裂缝产状中的应用. *岩石力学与工程学报*, 1997, 16(5): 418~423

EXCAVATION SCHEDULE DETERMINING FOR SLOPE USING GENETIC ALGORITHMS

Wu Hongci Zhang Xiaobin Bao Tai

(Guizhou University of Technology, Guiyang 550003)

Abstract The fundamental of genetic algorithms is introduced. Excavation schedule of slope is determined by means of adaptive learning genetic algorithms. The genetic tests show that results of genetic algorithms are in a good agreement with the known values.

Key words genetic algorithms, slope engineering, excavation schedule