怎样用遗传算法求解具体的应用问题(III)—策略选择的多样性

战德臣

哈尔滨工业大学 教授.博士生导师 教育部大学计算机课程教学指导委员会委员



Research Center on Intelligent
Computing for Enterprises & Services,
Harbin Institute of Technology

怎样用遗传算法求解具体的应用问题(Ⅲ)—策略选择的多样性 (1)以交叉规则为例,看策略选择的多样性



为什么要"交叉"?

解的表现型和基因型

NPC求解:

- ●产生一个或一批可能解
- ●判断可能解是否是问题的解

可能解的形式是怎样的?

怎样产生待判定的可能解?

产生多少个待判定可能解?

交叉、变异随机(概率)

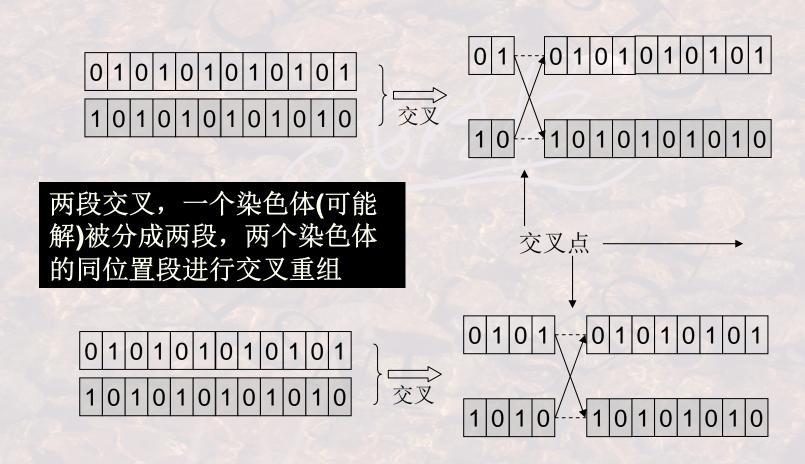
怎样判定一个解是否是所求的解?

适应度 选择(标准) 满意解 解集的规模进化的代数随机(概率)

怎样用遗传算法求解具体的应用问题(III)—策略选择的多样性 (2)怎样交叉--交叉获得新可能解策略的多样性?



产生新的待判定的可能解 ← 交叉 → 两段交叉



是否只有这一种交叉方案呢?

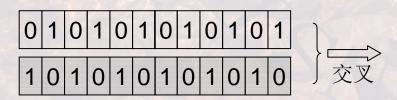
怎样用遗传算法求解具体的应用问题(III)—策略选择的多样性 (2)怎样交叉--交叉获得新可能解策略的多样性?

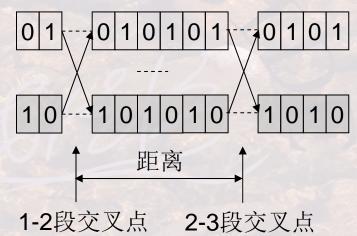


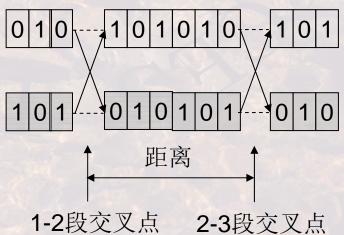
产生新的待判定的可能解 ← 交叉 → 等距离多段交叉



多段交叉,一个染色体被 分成多段,两个染色体的 同位置段进行交叉重组







等距离多 段交叉

怎样用遗传算法求解具体的应用问题(Ⅲ)—策略选择的多样性 (2)怎样交叉--交叉获得新可能解策略的多样性?

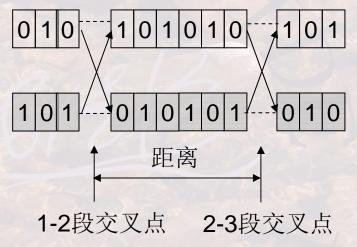


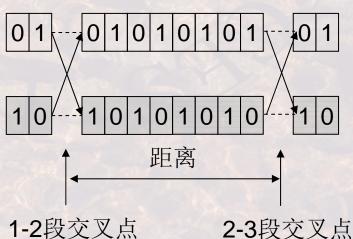
产生新的待判定的可能解 ← 交叉 → 不等距离多段交叉



多段交叉,一个染色体被 分成多段,两个染色体的 同位置段进行交叉重组





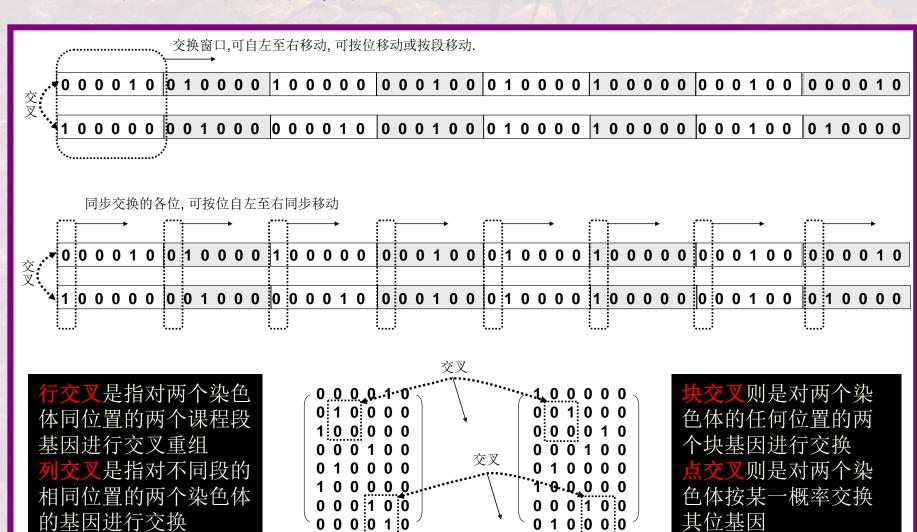


不等距离 多段交叉

怎样用遗传算法求解具体的应用问题(Ⅲ)—策略选择的多样性 (2)怎样交叉--交叉获得新可能解策略的多样性?



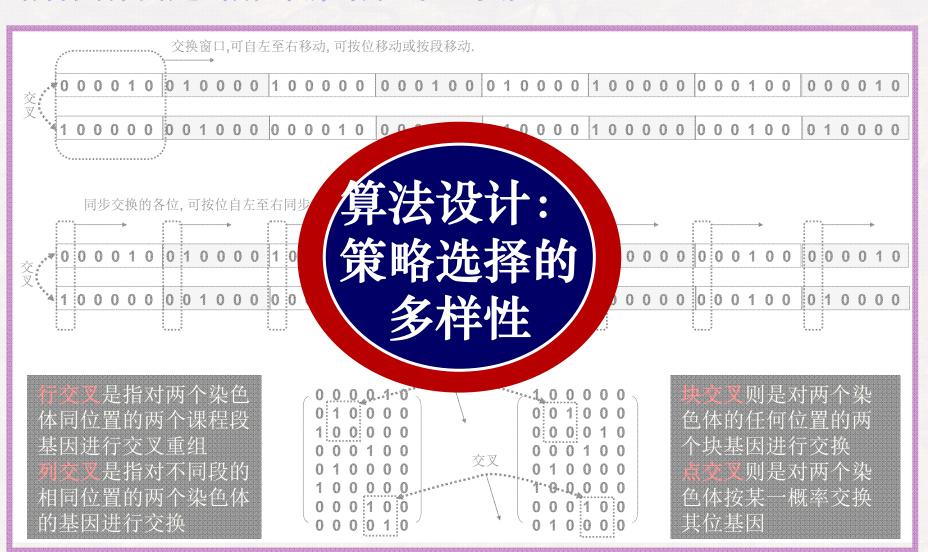
结合具体问题的解的编码方式 → 交叉: 点交叉、行交叉、列交叉、块交叉



怎样用遗传算法求解具体的应用问题(Ⅲ)—策略选择的多样性 (3)小结



结合具体问题的解的编码方式 • 交叉: 点交叉、行交叉、列交叉、块交叉



怎样用遗传算法求解具体的应用问题(IV)—策略选择的随机性

战德臣

哈尔滨工业大学 教授.博士生导师 教育部大学计算机课程教学指导委员会委员



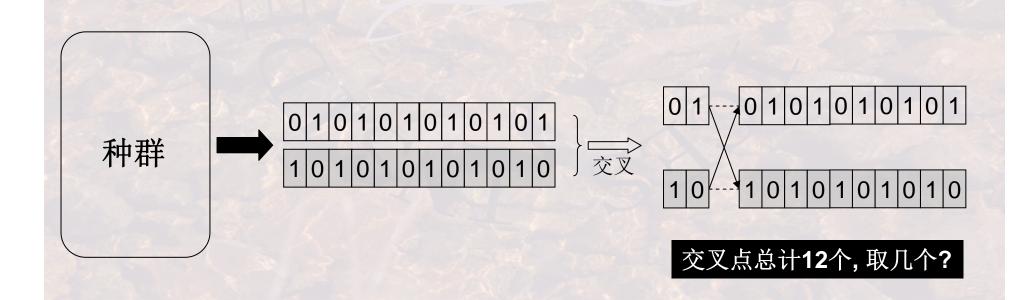
Research Center on Intelligent
Computing for Enterprises & Services,
Harbin Institute of Technology

怎样用遗传算法求解具体的应用问题(IV)—策略选择的随机性 (1)以交叉规则为例,看策略选择的随机性



交叉操作本质上是一种组合,其组合所形成的可能解空间依然是庞大的,难以确定性的遍历每个组合。

基于概率的随机处理方法也是遗传算法的核心处理机制 交叉概率:在一个群体中,个体被选择出进行交叉的概率

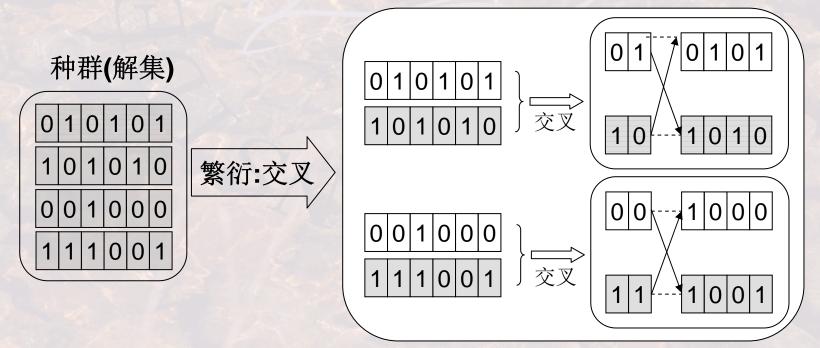


怎样用遗传算法求解具体的应用问题(IV)—策略选择的随机性 (1)以交叉规则为例,看策略选择的随机性



交叉与随机

- (1)种群中个体的配对分组问题,即哪两个个体进行配对交叉
- (2)两段交叉中交叉点位置的选择
- (3)多段交叉中的交叉点距离的变化与不变,即两个或多个交叉点间等距离和不等距离的多段选择问题
- (4)子空间中的待判定解(候选解)的选择
- (5)结合问题解编码的交叉与随机策略



怎样用遗传算法求解具体的应用问题(IV)—策略选择的随机性(2)怎样将随机和交叉结合在一起呢?



交叉策略按前述的各种策略进行,每一种策略都是一子解空间。 **随机**可依据问题选择不同的概率模型,进行处理。

概率模型的不同、交叉策略选择的不同构成了丰富多彩的遗传算法

交叉操作1: 点交叉

设 P_1 和 P_2 表示两个n位的父代染色体, $f(P_1)$ 和 $f(P_2)$ 分别表示两个父代的适应值, C表示子代染色体。点交叉操作如下:

step1: i=1

step2: 如果 $P_1[i]=P_2[i]$,则 $C[i]=P_1[i]=P_2[i]$

step3: 如果P₁[i]≠ P₂[i],则

step3.1: 以概率p= f(P₁)/(f(P₁)+f(P₂)) 让C[i]:=P₁[i]

step3.2: 以概率1-p让C[i]:= P₂[i]

step4: 如果i =n, 停止; 否则i=i+1, 返回step2

怎样用遗传算法求解具体的应用问题(IV)—策略选择的随机性(2)怎样将随机和交叉结合在一起呢?



交叉操作Ⅱ: 行交叉

设 P_1 和 P_2 表示两个k*h位的父代染色体,其中k为每一段的位数,h为染色体的分段数目, $f(P_1)$ 和 $f(P_2)$ 分别表示两个父代的适应度值,C表示子代染色体。

step1: 产生一个0至h-1的随机数x;

step2: 如果 $P_1[x^*k+i]=P_2[x^*k+i]$ for all i=1,...,k,则不产生后代;

step3: 如果P₁[x*k+i]≠P₂[x*k+i] for any i=1,...,k,则以概率p=

 $f(P_1) / (f(P_1) + f(P_2))$ 让 $P_1[x*k+i] = P_2[x*k+i]$ for i=1,...,k交换;

//注:两个染色体的x段如相同,则不交换,否则以概率p进行交换。



怎样用遗传算法求解具体的应用问题(IV)—策略选择的随机性(2)怎样将随机和交叉结合在一起呢?



交叉操作III: 列交叉

设 P_1 和 P_2 表示两个k*h位的父代染色体,其中k为每一段的位数,h为染色体的分段数目, $f(P_1)$ 和 $f(P_2)$ 分别表示两个父代的适应度值,C表示子代染色体。

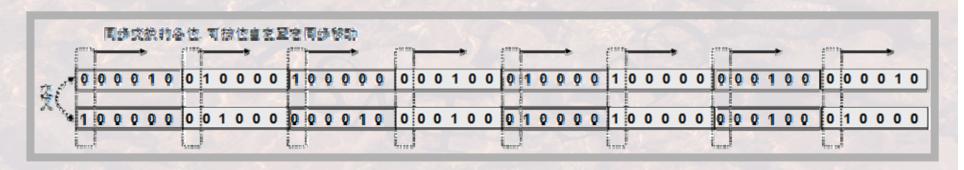
step1: 产生一个0至k-1的随机数x;

step2: 如果 P_1 [i*k+x]= P_2 [i*k+x] for all i=1,...,h,则不产生后代;

step3: 如果P₁[i*k+x]≠P₂[i*k+x] for any i=1,...,h,则以概率

 $f(P_1)/(f(P_1)+f(P_2))$ 让 $P_1[i*k+x]$ 与 $P_2[i*k+x]$ 交换 for all i=1,...h;

//注: 两个染色体的各段的x位如都相同,则不交换,否则以概率p进行交换。



怎样用遗传算法求解具体的应用问题(IV)—策略选择的随机性(3)不同的交叉随机策略有什么特点?



交叉策略比较:

"点交叉"将覆盖**更大的**可能**解空间**,产生更多种新可能解,增加获得最优解的机会;

"行交叉"、"列交叉"大大地**压缩**了可能解的**解空间**,产生的可能解都是可行解(编码方案将约束条件考虑进去了);

策略的选择需要折中:选择搜索更加广泛的解空间呢,还是选择压缩搜索空间呢?需要折中。

不同的交叉策略对算法的求解质量和收敛速度等方面是有影响的,没有一种设计能够面面俱到,因此如何在算法不同方面性能之间权衡,也是遗传算法设计过程的关键所在,体现了一定程度的技术性和艺术性。

怎样用遗传算法求解具体的应用问题(IV)—策略选择的随机性(4)小结



(1)种群中个体的配对分组产

算法设计:

了配对交叉

(2)两段交叉中交叉点位置

策略选择的人随机性人

发多个交叉

(3)多段交叉中的交叉点员点间等距离和不等距离的

(4)子空间中的待判定解(候

(5)结合问题解编码的交叉与随水

怎样用遗传算法求解具体的 应用问题(V)—其他方面

战德臣

哈尔滨工业大学 教授.博士生导师 教育部大学计算机课程教学指导委员会委员



Research Center on Intelligent
Computing for Enterprises & Services,
Harbin Institute of Technology

怎样用遗传算法求解具体的应用问题(V)—其他方面 (1)回顾:遗传算法的设计要点?



begin /* 遗传算法 */

t ← 0; /* 进化的种群代数 */

生成初始种群P(t);

计算初始种群P(t)中每个个体的适应值;

while (不满足终止条件) do

/* 利用下述操作生成新个体,并选择更优个体组成新种群 */

通过复制、交叉或变异操作重组种群P(t)中

的个体,产生新个体,形成候选种群C(t);

/*注意此处*C(t)*并未包含*P(t)*中的个体 */

计算C(t)中每个个体的适应值;

根据适应值从C(t)和P(t)中选择更优的个体组成新种群P(t+1);

 $t \leftarrow t+1$;

end while

选择P(t)中最优个体为所求的解;

end begin

实际问题分析:解的形式,解的约束,解空间 问题解的编码与解码规则设计: 个体(解)的表现型与基因型的变换函数 初始种群的规模与生成规则设计 遗传规则的设计:交叉、变异 繁衍种群的策略设计 种群个体的适应度函数设计 优质个体的选择(汰选)方法设计 终止条件及最终解产生 解的满意度评估,算法效率的评 估以及算法的改进

怎样用遗传算法求解具体的应用问题(V)—其他方面 (2)遗传算法为什么需要变异操作?

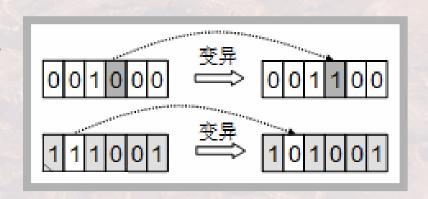


变异操作是对群体中的某些个体染色体的某些基因进行突变处理

- •变异概率(PM, probability of mutation),控制算法中变异操作的使用频率。
- •变异操作的基本步骤:
 - a)对种群中所有个体以事先设定的变异概率判断是否进行变异;
 - b)对进行变异的个体随机选择变异位置进行变异。

•引入变异操作的目的:

- 一是使遗传算法具有局部的随机搜索能力。
- 二是使遗传算法可维持群体多样性。



怎样用遗传算法求解具体的应用问题(V)—其他方面 (3)遗传算法什么时候终止运行?



适应度函数的选择

主要考察其是否能度量一个可能解接近最优解的程度和方向。

初始种群中的个体通常是随机产生的。

初始种群的规模与个体解,可依据问题解空间的分布特性来选择。

终止条件通常有以下几种:

- (1)进化次数限制----进化到指定的代数即可终止算法;
- (2)计算耗费的资源限制(如计算时间、计算占用的内存等)--当达到一定的资源占用量时可终止算法,如当产生超过一定数量的不重复可行解后即可终止;
- (3)某一个个体已经满足最优值的条件,即最优值已经找到;
- (4)适应度已经达到饱和,继续进化不会产生适应度更好的个体;
- (5)人为干预;
- (6)以上两种或更多种的组合。

怎样用遗传算法求解具体的应用问题(V)—其他方面 (4)你思考过下列问题吗?



思考1:遗传算法的收敛速度和解的质量有什么关系呢?

解的质量,可以使用"近似率"来衡量,所谓近似率是指算法求得的解与问题最优解的近似程度。

收敛速度,是指对于具有迭代特征的近似算法,在迭代多少次后能够使得结果稳定(通俗来讲,即结果不再随进一步迭代而发生变化或发生极小的可以被忽略的变化),它从一定程度反映了算法求解的"快慢"

"在执行相同次数的迭代后,近似率高的算法更好"

"在达到期望的满意解的前提下,迭代次数越少越好"

算法的比较: 当不同算法均应用多次后,求得满意解次数越多的算法越好!

怎样用遗传算法求解具体的应用问题(V)—其他方面 (4)你思考过下列问题吗?



思考2:遗传算法各项参数对算法收敛速度和解的质量有什么影响?各次迭代的种群规模大小,尤其是初始种群规模大小对算法的性能有什么影响呢?

- ■不同的交叉变异规则反映了算法对可能解空间的覆盖范围,覆盖范围 越大则获得最优解的概率也越大。
- ■此外,如变异率、交叉率等,对算法的性能又有什么影响呢?

思考3:染色体编码中什么是"遗传基因",怎样发现种群的遗传基因,怎样使遗传基因被遗传被继承?

- 一般,染色体基因就是一个二进制位。一个种群的优质个体的编码中:
- ■"值相同位"越多的是否就是遗传基因呢?
- "0、1组合相同的片段" 越多是否就是遗传基因呢? 例如 {00101011, 00101001, 10100101, 01100100}

自左而右第3-4位"10"有4个相同,它是否是遗传基因呢?

■发现了遗传基因后,在交叉变异重组时又怎样使其不受破坏呢?

战德臣

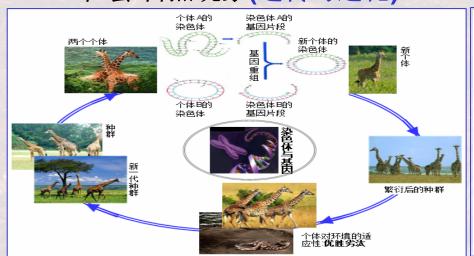
哈尔滨工业大学 教授.博士生导师 教育部大学计算机课程教学指导委员会委员



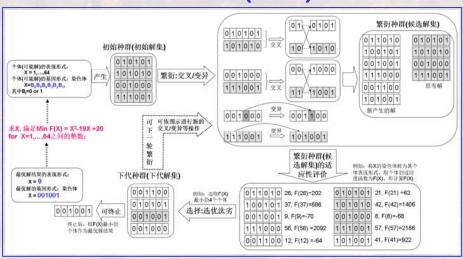
Research Center on Intelligent
Computing for Enterprises & Services,
Harbin Institute of Technology

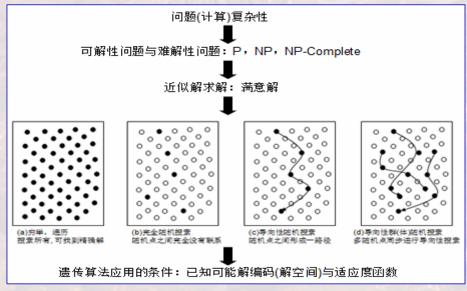


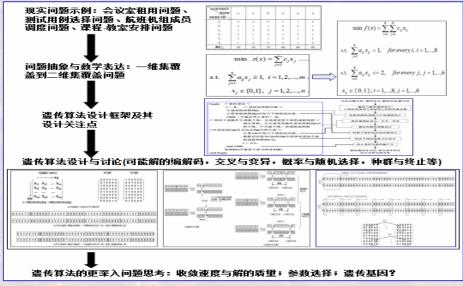
社会/自然现象(遗传与进化)



计算学科的(遗传)算法







(遗传)算法的本质

(遗传)算法的应用



