

第六章 遗传算法

(Genetic Algorithms, GA)



主要内容

6.1 遗传算法的基本原理

6.2 遗传算法的应用领域

6.3 遗传算法的优化设计

6.4 遗传算法求函数极值

6.5 遗传算法的特点

遗传算法是以达尔文的自然选择学说为基础发展起来的。自然选择学说包括以下三个方面：



(1) 遗传：这是生物的普遍特征，亲代把生物信息交给子代，子代总是和亲代具有相同或相似的性状。生物有了这个特征，物种才能稳定存在。

(2) 变异：亲代和子代之间以及子代的不同个体之间的差异，称为变异。变异是随机发生的，变异的选择和积累是生命多样性的根源。

(3) 生存斗争和适者生存：具有适应性变异的个体被保留下来，不具有适应性变异的个体被淘汰，通过一代代的生存环境的选择作用，性状逐渐与祖先有所不同，演变为新的物种。

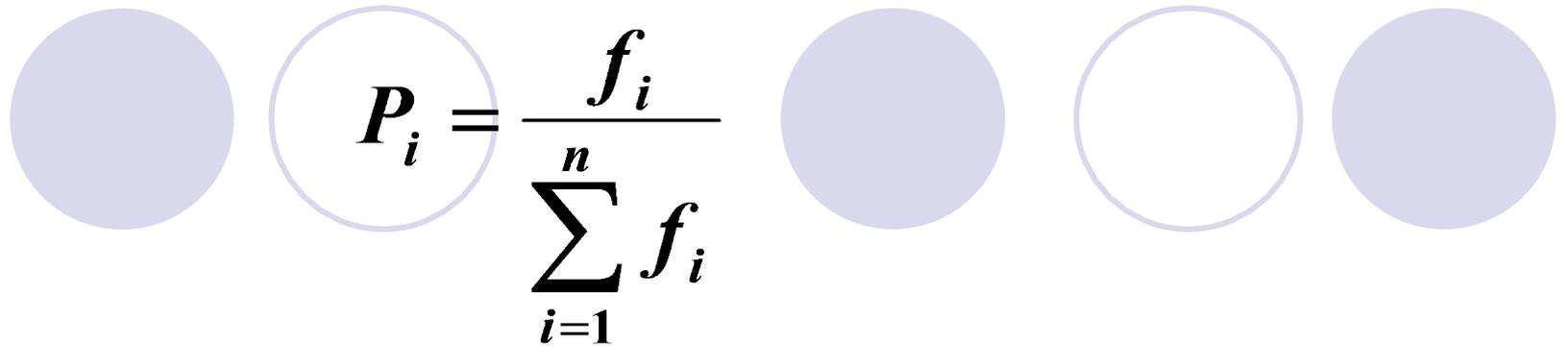
遗传算法将“优胜劣汰，适者生存”的生物进化原理引入优化参数形成的编码串联群体中，按所选择的适应度函数并通过遗传中的复制、交叉及变异对个体进行筛选，使适应度高的个体被保留下来，组成新的群体，新的群体既继承了上一代的信息，又优于上一代。这样周而复始，群体中个体适应度不断提高，直到满足一定的条件。遗传算法的算法简单，可并行处理，并能到全局最优解。

遗传算法的基本操作为：

(1) 复制 (Reproduction Operator)

复制是从一个旧种群中选择生命力强的个体位串产生新种群的过程。具有高适应度的位串更有可能在下一代中产生一个或多个子孙。

常用的选择方法——轮盘赌 (Roulette Wheel Selection) 选择法。假设种群数目 n , 某个个体 i 其适应度为 f_i , 则其被选中的概率为:


$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^n f_i}$$

假如有**5**条染色体，它们所对应的适应度分别为：**5，7，10，13，15**。

累计总适应度为：

$$F = \sum_{i=1}^n f_i = 5 + 7 + 10 + 13 + 15 = 50$$

所以各个个体被选中的概率分别为：

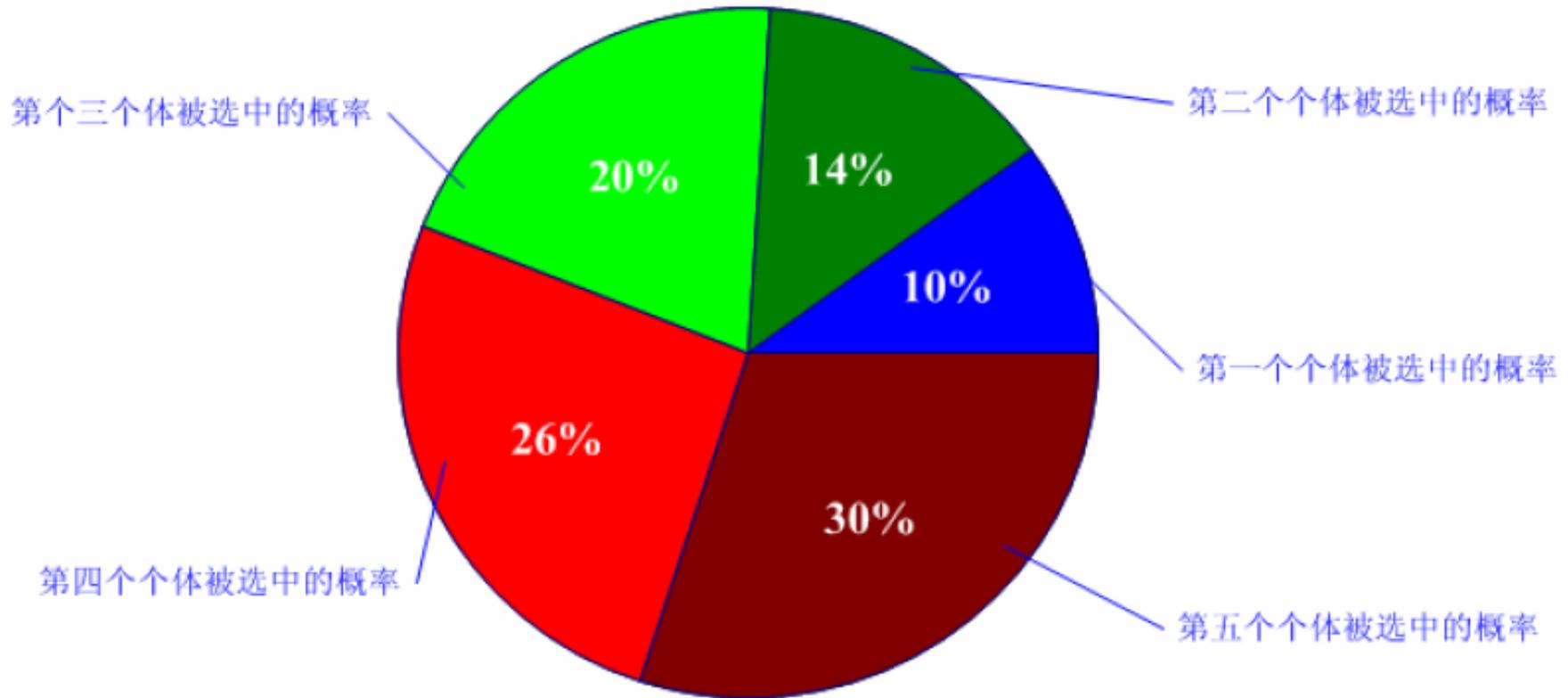
$$P_1 = \frac{f_1}{F} \times 100\% = \frac{5}{50} \times 100\% = 10\%$$

$$P_2 = \frac{f_2}{F} \times 100\% = \frac{7}{50} \times 100\% = 14\%$$

$$P_3 = \frac{f_3}{F} \times 100\% = \frac{10}{50} \times 100\% = 20\%$$

$$P_4 = \frac{f_4}{F} \times 100\% = \frac{13}{50} \times 100\% = 26\%$$

$$P_5 = \frac{f_5}{F} \times 100\% = \frac{15}{50} \times 100\% = 30\%$$



我们转动轮盘，轮盘停下来时，指针会随机地指向某一个个体所代表的区域，那么非常幸运地，这个个体被选中了。（很明显，适应度评分越高的个体被选中的概率越大。）。

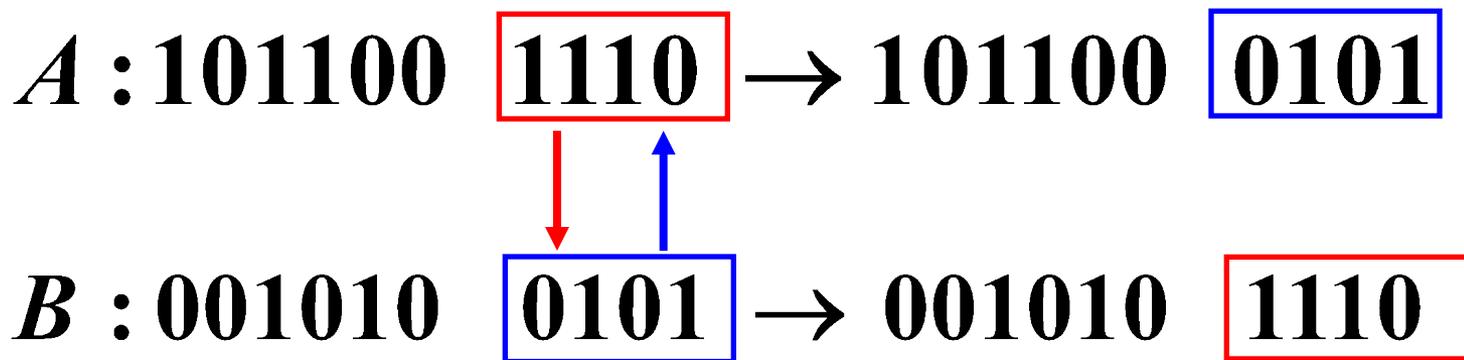
(2) 交叉 (Crossover Operator)

复制操作能从旧种群中选择出优秀者，但不能创造新的染色体。而交叉模拟了生物进化过程中的繁殖现象，通过两个染色体的交换组合，来产生新的优良品种。

交叉的过程为：在匹配池中任选两个染色体，随机选择一点或多点交换点位置；交换双亲染色体交换点右边的部分，即可得到两个新的染色体数字串。

交叉体现了自然界中信息交换的思想。交叉有单点交叉、多点交叉、还有一致交叉、顺序交叉和周期交叉。

单点交叉是最基本的方法，应用较广。它是指染色体切断点有一处，例：

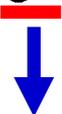


The top of the slide features five circles arranged horizontally. From left to right, they are: a solid light purple circle, an empty light purple circle outline, a solid light purple circle, an empty light purple circle outline, and a solid light purple circle.

如果只有**选择**和**交叉**，而没有**变异**，则无法在初始基因组合以外的空间进行搜索，使进化过程在早期就陷入局部解而进入终止过程，从而影响解的质量。为了在尽可能大的空间中获得质量较高的优化解，必须采用变异操作。

(3) 变异 (Mutation Operator)

变异运算用来模拟生物在自然的遗传环境中由于各种偶然因素引起的基因突变，它以很小的概率随机地改变遗传基因（表示染色体的符号串的某一位）的值。在染色体以二进制编码的系统中，它随机地将染色体的某一个基因由1变为0，或由0变为1。

A : 101100 1110

B : 101101 1110



主要内容

6.1 遗传算法的基本原理

6.2 遗传算法的应用领域

6.3 遗传算法的优化设计

6.4 遗传算法求函数极值

6.5 遗传算法的特点

6.2 遗传算法的应用领域

(1) 函数优化

函数优化是遗传算法的经典应用领域，也是遗传算法进行性能评价的常用算例。尤其是对非线性、多模型、多目标的函数优化问题，采用其他优化方法较难求解，而遗传算法却可以得到较好的结果。

(2) 组合优化

随着问题的增大，组合优化问题的搜索空间也急剧扩大，采用传统的优化方法很难得到最优解。遗传算法是寻求这种满意解的最佳工具。例如，遗传算法已经在求解旅行商问题、背包问题、装箱问题、图形划分问题等方面得到成功的应用。

(3) 生产调度问题

在很多情况下，采用建立数学模型的方法难以对生产调度问题进行精确求解。在现实生产中多采用一些经验进行调度。遗传算法是解决复杂调度问题的有效工具，在单件生产车间调度、流水线生产车间调度、生产规划、任务分配等方面遗传算法都得到了有效的应用。

(4) 自动控制

在自动控制领域中有很多与优化相关的问题需要求解，遗传算法已经在其中得到了初步的应用。例如，利用遗传算法进行控制器参数的优化、基于遗传算法的模糊控制规则的学习、基于遗传算法的参数辨识、基于遗传算法的神经网络结构的优化和权值学习等。

(5) 机器人

例如，遗传算法已经在移动机器人路径规划、关节机器人运动轨迹规划、机器人结构优化和行为协调等方面得到研究和应用。

(6) 图像处理

遗传算法可用于图像处理过程中的扫描、特征提取、图像分割等的优化计算。目前遗传算法已经在模式识别、图像恢复、图像边缘特征提取等方面得到了应用。

The title '主要内容' is centered at the top of the slide. It is flanked by five circles: a solid light purple circle on the far left, a hollow light purple circle on the left, a solid light purple circle on the right, a hollow light purple circle on the far right, and a solid light purple circle on the far right. The text '主要内容' is in a blue, serif font.

主要内容

6.1 遗传算法的基本原理

6.2 遗传算法的应用领域

6.3 遗传算法的优化设计

6.4 遗传算法求函数极值

6.5 遗传算法的特点

6.3 遗传算法的优化设计

6.3.1 遗传算法的构成要素

(1) 染色体编码方法

基本遗传算法使用固定长度的二进制符号来表示群体中的个体，其等位基因是由二值符号集 $\{0,1\}$ 所组成。初始个体基因值可用均匀分布的随机值生成，如 $x = 1001110010 \quad 00101101$ 就可表示一个个体，该个体的染色体长度是18。



(2) 个体适应度评价：基本遗传算法与个体适应度成正比的概率来决定当前群体中每个个体遗传到下一代群体中的概率多少。为正确计算这个概率，要求所有个体的适应度必须为正数或零。因此，必须先确定由目标函数值 J 到个体适应度 f 之间的转换规则。

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/068030062001006074>