

# 城市交通流配流问题的遗传算法求解

杨新敏 孙静怡 钱育渝

**摘要:** 路径的选择和交通量的分配是智能交通运输系统的主要问题。本文以遗传算法为基础,设计了一个求解该问题的优化算法,将其化为一个多约束条件的 0-1 规划。对路网优化设计实例表明,这一方法能迅速求出问题的全局近似最优解,并具有较高的计算精度。

**关键词:** 智能交通、动态配流、整数规划、遗传算法

## 1 前言

在给定道路网络结构和各 O-D 对交通量条件下,如何“实时”分配各 O-D 对之间的通达路径以使网络费用最小,并避免交通堵塞的发生,是智能交通运输系统的主要目的;这个问题一般称为“动态配流”。这类问题无论是在数学理论或是工程实际中都尚无切实有效的解法。

近年来,以遗传算法、模拟退火、禁忌搜索以及人工神经网络为代表的智能优化技术发展迅速,受到人们普遍关注。其中,遗传算法是基于进化理论的原理发展起来的一种广为应用的、高效的随机算法,它以其优良的计算性能和显著的应用效果而特别引人注目。

本文尝试用遗传算法计算动态配流问题。考虑到交通运输系统类似于通信网络控制,在建模时吸收了通信网络中候选路由的思想,以实现个体费用最优基础上的系统最优。

## 2 遗传算法的基本原理

遗传算法由美国科学家 John.Holland 提出,它是一种概率搜索算法;利用某种编码技术作用于称之为染色体的二进制串,其基本思想是模拟由这些串组成的群

体的进化过程。遗传算法通过有组织地,然而却是随机的信息交换来重新组合那些适应值好的串,在每一代中,利用上一代串结构中适应值好的串来生成一个新的串的群体;偶尔也要在串结构中尝试用新的位段来替代原来的部分(类似于自然界变异)。

遗传算法对所求解问题的本身一无所知,它需要的仅是对算法产生的每个染色体进行评价,并基于适应值来选择染色体,使适应值好的染色体比适应值差的染色体有更多的繁殖机会。遗传算法利用简单的编码技术和繁殖机制来表现复杂的对象,从而解决非常困难的问题。特别由于它不受搜索空间的限制性假设的约束,不要求诸如连续性、可导性、单峰性等假设,以及其固有的并行性,遗传算法目前已经在最优化、机器学习和并行计算等领域取得了越来越广阔的应用。

用遗传算法求解问题的步骤:

1. 确定染色体编码方案使用二进制编码还是浮点编码;
2. 随机产生一个初始群体,群体中每个染色体都满足约束条件;
3. 计算每个染色体的适应值,并选择进行交叉和变异的父代染色体;
4. 对选出的染色体进行交叉及变异

## 技术研究

操作;

5. 重复 3、4 直至满足终止条件。  
其流程图见下图。

**procedure evolution program**

**begin**

$t \leftarrow 0$

初始化  $P(t)$

评估  $P(t)$

**while** (不满足终止条件) **do**

    重组  $P(t)$  获得  $C(t)$

    从  $P(t)$  和  $C(t)$  中选择  $P(t+1)$

$t \leftarrow t+1$

**end**

## 2.1 约束的处理

本文只讨论线性约束的处理。使用的约束处理技术是 Michalewicz 提出的。

优化目标函数的约束一般可分为值域约束、等式约束、不等式约束。由于初始解释随机产生, 满足等式约束较麻烦, 所以算法一开始, 它们就和相等数量的问题变量一起被消去: 这样做就减少了一部分搜索空间。留下的线性不等式的约束就构成了搜寻解时必须进行搜索的凸集。搜索空间的凸性确保了解的线性组合无需检验约束就产生新的解。不等式可以用来产生任何给定变量的边界; 这样的边界还是动态的, 它依赖于其它变量的值, 并能被算出。这就是 Michalewicz 提出的约束处理技术。

## 2.2 选择机制改进

在应用遗传算法解决实际问题时, 有时会出现早熟收敛现象, 即种群中的大部分个体都在某一个局部极值附近。过早收敛的主要原因是超级个体的存在, 这些超级个体的适应值要比种群的平均适应值大得多, 以至于它们拥有大量的后代。由于种群规模是固定的, 它们就会阻止其它个体的子代在下一代中出现。经过不多的代数, 一个超级个体可能会排出其它有希望的染色体, 并造成快速收敛到可能是局部的最优解。因此必须设计可调节选择压力的算法。可以考虑设计新的选择算子, 新的选择算子所使用的个体选择概率的确定是 Baker 和 Whitley 提出来的, 使用一个非线性方程来确定个体的选择概率:

$Prob(rank) = q(1-q)^{rank-1}$ , rank 是根据适应值大小而进行的排序得到的序号大小。

其中,  $q$  和  $r$  是两个参数; 另外,

$$\sum_{rank=1}^{popsize} prob(rank) = 1, \text{ popsize 为群体数量。}$$

算法具体实现如下:

1. 从  $P(t)$  选择  $r$  个父代。每个被选择的染色体应用于一个遗传算子, 并加上该算子的标记。
2. 从  $P(t)$  中选择  $r$  个不同的染色体, 并将它们复制到  $P(t+1)$  中。
3. 让  $r$  个父代染色体繁殖出  $r$  个后代。
4. 将这  $r$  个新子代插入到群体  $P(t+1)$  中。

这样, 一个好的染色体有较好的机会被选择为一个亲体(第 1 步), 同时又有较好机会被选择为  $popsize-r$  个体之一。另外, 所有遗传算子都直接作用于个体上。在第 1 步中, 一些个体被标记为“交叉”, 一些

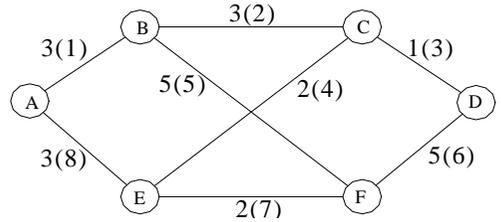
个体被标记为“变异”。至于交叉和变异算子，考虑到模型的特殊性，本文采用了一般的简单交叉的单点变异。

### 3 平衡配流问题的算例

本文要解决的是智能交通运输系统中出行者实时的最佳路径选择，及考虑到受路段容量约束条件下的流量分配问题。由于在某时刻发出请求的出行者与路段容量相比较小，对这部分交通量可用全有全无法分配到 O-D 之间的候选路径上去。注意到实际生活中，每位司机都会选择到目的地的最短路径，一些路径是根本不可能被选择到的（尽管存在这些到目的地的路径）；所以在计算之前须先确定各 O-D 对子之间的最优候选路径，这样可使计算量大大降低，整个道路网络的出行费用可在满足单个出行者的“最小费用”要求下达到相对的系统最小。费用在整个过程中是非线性的，但在一个较短时间内，费用与流量的关系可视为线性的，更进一步，可视为上个时间段内流量分配的结果，亦即每一个时间段对路网上的交通费用更新一次，在下一个时间段内采用常数费用进行计算。这是本文最重要的线性化条件。

下图所示是一个 6 节点 8 条链路的简单网络。图中括号内的数字为各路段编号，括号外的数字为路段费用。可假设节点 i、j 之间的使用情况与 j、i 之间完全相同； $Q_{ij} = Q_{ji}$ （ $Q_{ij}$  表示节点 i 到节点 j 的交通量），故交通量矩阵是对称的。（为简单起见，均没有单位。）

注：交通量矩阵对称假设不是必要的，这只是为了简化计算，迅速抓住利用遗传算法求解问题的思路。



O-D 交通量矩阵

	A	B	C	D	E	F
A		9	4	1	7	4
B			8	3	2	4
C				3	3	2
D					3	4
E						5
F						

候选路径矩阵

	A	B	C	D	E	F
A		AB	$x_1, x_2$	$x_3, x_4$	AE	$x_5, x_6$
B			BC	$x_7, x_8$	$x_9, x_{10}$	BF
C				CD	CE	$x_{11}, x_{12}$
D					$x_{13}, x_{14}$	DF
E						EF
F						

其中，候选路径  $x_i$  ( $i=1,2,3\cdots 14$ ) 对应关系如下：

$X_1=ABC, X_2=AEC; X_3=ABCD, X_4=AEFD;$   
 $X_5=ABF, X_6=AEF; X_7=BCD, X_8=BFD;$   
 $X_9=BCE, X_{10}=BFE; X_{11}=CDF, X_{12}=CEF;$   
 $X_{13}=DCE, X_{14}=DFE$

路段容量矩阵  $Q = [20 \ 20 \ 20 \ 20 \ 20 \ 20 \ 20 \ 20]$

优化目标函数:  $\min Z = (AX + b) \cdot C$   
 s.t  $AX + b \leq Q$

优化变量  $x_i$  ( $i=1,2,3\cdots 14$ ); 其中  $x_i$  为

