

# 货物列车编组计划的自适应遗传算法研究

左 武<sup>1</sup>, 符 卓<sup>2</sup>, 肖天国<sup>1</sup>

(1. 中铁第四勘察设计院 线站处, 湖北 武汉 430063; 2. 中南大学 交通运输工程学院, 湖南 长沙 410075)

**摘要:** 货物列车编组计划是铁路货物运输管理的重点和难点之一, 而我国铁路目前运能紧张, 优化货物列车编组计划便能部分地解决这个问题。考虑到分组列车能减少集结耗费、加速车辆运行等优点, 在分析了分组列车的技术效益的基础上, 整合了优化模型, 并设计了自适应遗传算法求解了该问题。通过与单组列车编组计划和最佳单组列车编组计划考虑其分组方案的情况的对比, 测试结果表明整体优化后的编组计划具有更大的技术效益。

**关键词:** 列车编组计划; 分组列车; 遗传算法

**中图分类号:** U294 **文献标识码:** A **文章编号:** 2095-0373(2011)01-0084-07

近年来, 在货物列车编组计划方面, 很多研究人员进行了深入细致的分析, 提出了很多的数学模型以及实用的求解方法。文献[1]采用遗传禁忌搜索算法求解美国一条主要的货运铁路的编组计划问题, 并且得到了较好的解。文献[2]为英吉利海峡隧道货运设计了专门的算法用于求解货物列车编组问题。文献[3]将编组计划问题归结为编组网络图问题, 以车流从起点到终点所需要的费用最小作为求解目标建立了数学模型并进行了求解。文献[4]在假定各支车流径路给定的情况下, 确定了非线性 0-1 规划模型, 讨论了空间复杂度, 并就一个算例进行了求解计算。文献[5]综合考虑运输和库存成本构建了非线性 0-1 规划模型, 以物流系统成本最优作为模型的求解目标, 通过对模型进行线性化处理转化为线性 0-1 规划模型, 并就一个算例采用 CPLEX9.0 进行了求解, 得到了合理的编组开行方案。文献[6]就直线方向单组列车编组计划问题根据车流是否并入某个编组去向设置 0-1 变量, 建立了优化列车编组计划的 0-1 线性规划模型和 0-1 二次规划模型, 并采用人工神经网络方法进行了求解。

这些研究中绝大多数考虑的都是技术站单组列车编组计划的编制和优化, 而另外一个方面即分组列车编组计划方面却很少有人涉及, 而原因文献[7]中也进行了分析, 并提出了分组列车编组计划的数学模型, 同时在一个具体的算例的最优单组列车编组计划的基础上进行了手工计算分组列车方案, 其验算结果表明分组列车的开行的确比单组列车有利。但文献[7]求解分组货物列车编组计划采用手工计算的方式, 而文献[8]求解的只是单组货物列车编组计划。列车编组计划的优化编制问题是一个 NP 难问题, 直线方向 7 个站点的货物列车编组方案将超过百万, 手工计算难以实现。在整合单组列车和分组列车数学模型后, 建立了货物列车编组计划的整体优化模型, 通过借助遗传算法, 求解该问题。

## 1 货物列车编组计划概述

列车编组计划主要包括装车地直达列车编组计划和技术站列车编组计划两大部分。其中, 技术站列车编组计划又分为单组列车编组计划和分组列车编组计划。分组列车编组计划是指由两个及以上到站远近不同的车组所组成, 在沿途技术站至少进行一次车组换挂作业的列车。

列车编组计划问题求解的特点是探讨组成列车的车组应该在哪个编组站解体和编组, 其目标是使整个铁路网范围内的车流总费用最小。考虑到上述分组列车的优点, 将单组列车编组计划和分组列车整合到一个数学模型中并采用遗传算法进行求解。

收稿日期: 2010-07-08

作者简介: 左武 男 1982 年出生 助理工程师

## 2 货物列车编组计划的整体优化数学模型

### 2.1 变量说明

$V$ 为路网上技术站的集合; $E(i)$ 为车站 $i \in V$ 前方站的集合; $Y(i)$ 为车站 $i$ 后方站的集合; $\alpha_{ij}$ 为由车站 $i$ 始发到达车站 $j \in V$ 的技术直达车流量,为单支车流; $f_{ij}$ 为 $i$ 站到 $j$ 站的实际总车流量; $D_{ij}$ 为 $i$ 站至 $j$ 站去向经过的技术站集合; $M_k$ 为车站 $k \in V$ 所能利用的最大改编能力; $g_{ij}$ 为车站 $i \rightarrow j$ 去向吸引的车流强度; $C_{ij}$ 为 $i \rightarrow j$ 去向列车在编成站的集结参数; $M_{ij}$ 为 $i \rightarrow j$ 去向的列车平均编成辆数; $Q$ 为某个单组列车编组计划;

$$X_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{开行 } i \rightarrow j \text{ 去向的直达列车, } \forall i, j \in V; \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

$$X_{ij}^k = \begin{cases} 1 & i \rightarrow j \text{ 去向车流的第一个改编站为 } k, \forall i, j, k \in V; \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

$$I(g_{ij}) = \begin{cases} 0 & g_{ij} = 0, \forall i, j \in V \\ 1 & g_{ij} > 0, \forall i, j \in V \end{cases}$$

### 2.2 数学模型

文献[7]和[8]分别就单组列车编组计划和分组列车编组计划模型和算法进行了研究,结合文献[7]和文献[8]所做研究,在文献[8]描述的基础上,将单组列车编组计划的数学模型和分组列车编组计划的数学模型统一到货物列车编组计划整体优化模型中,单组列车编组计划数学模型和分组列车编组计划数学模型详见文献[7]和文献[8],货物列车编组计划整体优化模型如下

优化目标

$$\min Z = Z_1 + Z_2 - Z_3 \quad (1)$$

约束条件

$$\sum_{k \in D_{ij}} X_{ij}^k + X_{ij} = 1, \forall i, j, k \in V \quad (2)$$

$$\sum_{i \in Y(k)} \sum_{j \in E(k)} f_{ij} X_{ij}^k \leq M_k, \forall k \in V \quad (3)$$

$$f_{ij} = \alpha_{ij} + \sum_{y \in Y(i)} f_{yi} X_{yj}^i, \forall i, j, y \in V \quad (4)$$

$$g_{ij} = f_{ij} X_{ij} + \sum_{e \in E(j)} f_{ie} X_{ie}^j, \forall i, j \in V \quad (5)$$

$$X_{ij}^k \leq I\left(\sum_{n \in V} f_{in}^k\right) I\left(\sum_{n \in V} f_{kn}^j\right), \forall i, j, k \in V \quad (6)$$

$$\sum_{n \in V} X_{in}^j + \sum_{n \in V} X_{nj}^i + \sum_{n \in V} X_{ij}^n \leq 1, \forall i, j, k \in V \quad (7)$$

$$X_{ij}^k = 0, \forall i, j \in V, k \in R \quad (8)$$

$$X_{ij}^k \in \{0, 1\}, \forall i, j, k \in V \quad (9)$$

式中, $Z_1$ 为在 $i \rightarrow j$ 去向开行的情况下,对应路网上技术站产生的车辆集结小时总消耗, $Z_1 = \sum_{i, j \in V} T_{ij} I(g_{ij})$ ;

$Z_2$ 为改编中转总的车辆小时消耗, $Z_2 = \sum_{k \in V} z_k \left( \sum_{i \in Y(k)} \sum_{j \in E(k)} f_{ij} X_{ij}^k \right)$ ;

$Z_3$ 为分组列车开行之后相对原始的单组列车编组计划可行方案 $Q$ 的车小时节省, $Z_3 = \sum_{i \in V} \sum_{j \in V} \sum_{k \in V} X_{ij}^k \left\{ I\left(\sum_{n \in V} f_{in}^k\right) I\left(\sum_{n \in V} f_{kn}^j\right) I\left(\sum_{n \in V} f_{in}^j\right) \xi(i, j, k) + [1 - I\left(\sum_{n \in V} f_{in}^j\right)] I\left(\sum_{n \in V} f_{in}^k\right) I\left(\sum_{n \in V} f_{kn}^j\right) \psi(i, j, k) \right\}$ 。

## 3 遗传算法设计

### 3.1 编码

考虑直线方向的编组计划优化问题,同时考虑到某两个技术站间趋向变量的取值具有独立性,与其

他技术站无关,针对该模型,采用分块编码的方式。

对于直线上有  $n$  个技术站的路网编码如下:

$$| X_{12} | X_{13}^2 X_{13} | \cdots | X_{1n}^2 X_{1n}^3 \cdots X_{1n}^{n-1} X_{1n} | \cdots | X_{2n}^3 X_{2n}^4 \cdots X_{2n}^{n-1} X_{2n} | \cdots | X_{(n-1)n} |。$$

其中符号“|”之间表示的就是一个编码块,表示两个技术站间开行直达以及编组列车的变量列表,根据车流不可分割的约束,其和为 1。

如  $| X_{12} | X_{13}^2 X_{13} | \cdots | X_{1n}^2 X_{1n}^3 \cdots X_{1n}^{n-1} X_{1n} |$  表示的就是车站 1 开出的所有列车,第一个编码块表示的是由车站 1 开往车站 2 的列车。第二个编码块表示的是车站 1 开往车站 3 的列车,该编码块中有两个变量  $X_{13}^2$  和  $X_{13}$ ,两个变量值都为 0 或者 1,但是考虑到车流不可分割的这一特点,两个变量只能有一个为 1。第一个变量  $X_{13}^2$  为 1 时表示当车站 1 到车站 3 的车流不为 0 时,车站 1 到车站 3 的车流在车站 2 改编,改编之后车站 2 的车流会发生变化,再随车站 2 发往车站 3 的车流到达车站 3,此时第二个变量  $X_{13}$  为 0,因为第二个变量  $X_{13}$  表示的是直达。当第一个变量  $X_{13}^2$  为 0 时表示当车站 1 到车站 3 的车流不为 0 时,车流不经车站 2 改编,此时第二个变量  $X_{13}$  为 1,表示此时车站 1 到车站 3 的车流随车站 1 到车站 3 的直达列车到达车站 3。后续编码块依此类推。

### 3.2 适应度函数

该问题的数学模型为最小化问题,故可以建立适应度函数和目标函数的映射关系,使得个体越优良其适应度值越大。具体为:  $f_i^k = P - fit_i^k$ 。其中,  $fit_i^k$  代表第  $i$  代个体  $k$  的目标函数值,  $f_i^k$  为第  $i$  代个体  $k$  的适应度值,  $P$  为一个很大的常数,由于在程序测试过程中发现最差个体适应度值小于 30 000,程序中的常数  $P$  值设置为 30 000。

### 3.3 选择算子

考虑到交叉操作会使得父代个体优良基因不能很好遗传到下一代,在采取轮盘赌选择的基础上,增加了最佳个体保留策略。也就是在交叉完成之后,将父代个体中的最优个体直接复制到下一代种群中。

当种群中最佳个体数量众多,或者种群中个体趋同时会导致种群失去多样性,从而使得遗传算法不能搜索到全局最优解而收敛于局部最优。为了使得算法可以跳出局部最优,在选择操作过程中,设置了随机扰动机制,即当连续一定代数最佳个体没有得到优化时,将子代种群中较差的部分个体令其全部死亡,随机产生新的个体来补充生成新种群,这样通过随机扰动策略的加入既保证了种群的多样性也使得算法可以跳出局部最优点,加强算法的全局寻优能力。

### 3.4 交叉算子

选择算子采用单点交叉方法、双点交叉法与自适应交叉,根据随机数的范围确定对该个体应该采取何种交叉操作,其交叉概率随抽取的两个个体的适应度值变化而变化(详见参数设置)。以四个车站为例,单点交叉介绍如下:

(1) 随机在串中选择一个交配区域,如两父串交配区选定为:

$$\begin{array}{cc} X & Y \\ | & | \\ A = 1 | 01 | 010 | 10 | 1, & B = 1 | 10 | 100 | 01 | 1。 \end{array}$$

考虑到在交换过程中,若交换  $X$  和  $Y$  所指的  $A$  和  $B$  以后的所有基因,将出现在第三个编码块中的子代个体有两个“1”出现的可能,如果交换的是上面所示的第 5 个基因位及以后所有的基因,则结果为:

$$\begin{array}{cc} X & Y \\ | & | \\ A = 1 | 01 | 000 | 01 | 1, & B = 1 | 10 | 110 | 10 | 1。 \end{array}$$

这样就出现了在第三个编码中,有一个子代个体全部为“0”;而另外一个个体有两个“1”,也就是一个车流有两种编组方案,这与车流不可分割的前提是矛盾的。

为了解决这个问题,在交换时产生的不是基因交换的位置而是随机产生第  $i$  个块,交换两个染色体中第  $i$  个块以后的基因位。

(2)将  $B$  的交配区域加到  $A$  的后面,  $A$  的交配区域加到  $B$  的后面得到:

$$\begin{array}{ccc} X & & Y \\ | & & | \\ A' = 1 | 01 | 010 | 01 | 1, & B' = 1 | 10 | 100 | 10 | 1. \end{array}$$

双点交叉和单点交叉相类似,只是产生的交叉点有两个,交换的是两个交叉点之间的所有基因,这里交叉点的是对应的编码块。仍然以四个车站的染色体为例介绍双点交叉。

(3)随机选择两个个体参与交叉操作,在串中产生两个交叉点,如下所示:

$$\begin{array}{cccc} X_1 & X_2 & Y_1 & Y_2 \\ | & | & | & | \\ A = 1 | 01 | 010 | 10 | 1, & B = 1 | 10 | 100 | 01 | 1. \end{array}$$

(4)交换两个交叉点之间的基因块,得到子代个体为:

$$\begin{array}{cccc} X_1 & X_2 & Y_1 & Y_2 \\ | & | & | & | \\ A' = 1 | 01 | 100 | 01 | 1, & B' = 1 | 10 | 010 | 01 | 1. \end{array}$$

当选择的两个个体的染色体相同的时候,那么这个时候所产生的交叉就完全没有必要,因为同样染色体的父代产生的子代个体将和父代个体完全一致,此时,让这两个个体进行自适应交叉操作。自适应交叉操作的步骤是首先对两个个体中的任意一个个体随机产生一个小于 10 的整数  $m$ ,然后对这个个体进行  $m$  次变异操作来产生全新的个体。

### 3.5 变异算子

为保持群体内个体的多样化,采用连续多次变异的变异技术,使可行解有较大的顺序排列上的变化,以抑制相同个体过多,保持种群的多样性。变异操作发生的概率一般比较小,设置的变异概率为自适应的变异概率,随个体的适应度值的变化而改变(详见参数设置),一旦变异操作发生,则用随机方法产生交换次数为  $K$  ( $K$  的取值为 1~4 的随机整数),对所需变异操作的染色体进行  $K$  次变异(变异的编码位是对编码块而言的,它也是随机产生的)。

### 3.6 参数设置

算例中,总共有 8 个站点,共有 84 个基因位,28 个编码块,鉴于程序运行的时间和收敛的速度,通过试算,设置了种群大小为 200。

一般现有的遗传算法都是采用固定的交叉和变异概率,为了避免发散和陷入举步最优点,采用根据染色体对应的适应度值的变化而动态改变交叉变异概率的方法来解决这个问题,即引入自适应机制,动态调整交叉和变异概率。其具体的实现为:

$$p_c = \begin{cases} \frac{k_1(f_0 - f)}{f_0 - \bar{f}}, f \geq \bar{f} \\ k_3, f < \bar{f} \end{cases}, p_m = \begin{cases} \frac{k_2(f_0 - f')}{f_0 - \bar{f}}, f' \geq \bar{f} \\ k_4, f' < \bar{f} \end{cases}$$

其中,  $k_1 = 0.6, k_2 = 0.5, k_3 = 0.9, k_4 = 0.05$ ;  $f_0$  表示种群中的最大适应度值;  $f$  表示交叉的两个个体中较大的那个个体的适应度值;  $\bar{f}$  表示种群的平均适应度值;  $f'$  为变异个体的适应度值。交叉概率随着适应度值趋于  $f_0$  而减少,从而保证了单个个体通过交叉和变异操作产生新个体,进化寻优的能力。

终止规则方面,设计了两种跳出循环的条件,一是达到最大迭代次数 3 000 次的时候,跳出循环;二是当最优解连续 500 代没有发生改变的时候认为已经达到最优。

## 4 算例

### 4.1 算例数据

算例的路网图如下面这个路网图 1 所示。算例中对应的各车站间车流量如表 1 所示。

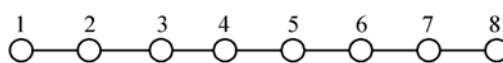


图1 路网图

表 1 各技术站间车流量表

| 站号 | 1  | 2   | 3   | 4   | 5   | 6   | 7  | 8   |
|----|----|-----|-----|-----|-----|-----|----|-----|
| 1  | 0  | 93  | 70  | 80  | 50  | 120 | 84 | 90  |
| 2  | 85 | 0   | 50  | 92  | 71  | 113 | 34 | 100 |
| 3  | 96 | 47  | 0   | 100 | 63  | 120 | 94 | 70  |
| 4  | 92 | 133 | 80  | 0   | 43  | 150 | 43 | 80  |
| 5  | 60 | 75  | 112 | 68  | 0   | 59  | 87 | 40  |
| 6  | 55 | 68  | 72  | 96  | 80  | 0   | 45 | 160 |
| 7  | 42 | 56  | 60  | 165 | 122 | 88  | 0  | 89  |
| 8  | 60 | 59  | 177 | 152 | 86  | 72  | 80 | 0   |

其集结参数如表 2 所示,由于开行直达列车省去中转环节的车小时节省如表 3 所示,各站改编能力如表 4 所示。

表 2 集结车小时表

| 站号   | 1   | 2   | 3  | 4   | 5   | 6    | 7   | 8   |
|------|-----|-----|----|-----|-----|------|-----|-----|
| 集结参数 | 9.2 | 8.4 | 10 | 9.5 | 9.8 | 10.2 | 9.3 | 9.1 |

表 3 节省车小时表

| 站号   | 1   | 2   | 3   | 4   | 5   | 6   | 7   | 8   |
|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 改编参数 | 3.2 | 2.9 | 3.1 | 3.4 | 5.1 | 4.7 | 3.8 | 3.3 |

表 4 各车站单向改编能力表

| 站号   | 1   | 2   | 3   | 4   | 5   | 6   | 7   | 8   |
|------|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|-----|
| 改编能力 | 240 | 380 | 200 | 360 | 200 | 300 | 250 | 320 |

其他参数与假设:无法成为分组列车换挂站的车站集合为{1,4,8},车组解体作业时间 0.2 h;车组编挂作业时间 0.4 h;分组列车较无改编中转列车的额外停站时间 0.5 h;分组与单组列车编组时间之差 0.4 h。

4.2 算例结果

编写双亲自适应遗传算法 C 程序,利用 Visual C++6.0 平台,在 Celeron(R)CPU 2.66GHz 主机上耗时 318.421 s 得到最佳单组列车编组方案如图 2 示。可知,其总的车辆小时消耗为 13 948.2 车·h,其中车辆集结消耗为 6 995 车·h,改编车辆小时消耗为 6 953.2 车·h。

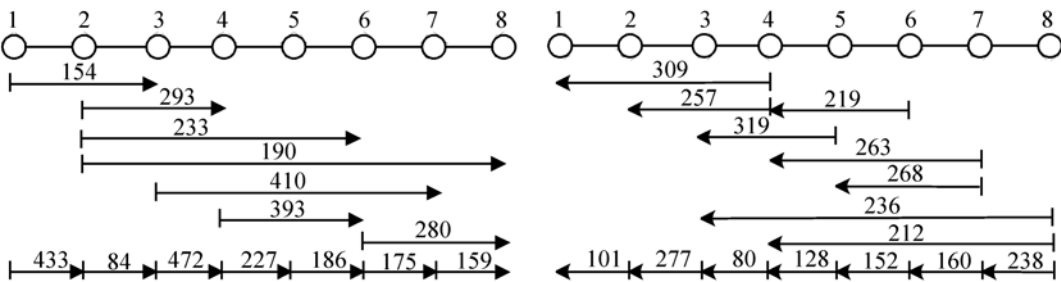


图 2 自适应遗传算法求解单组列车编组计划得到的最佳编组方案

在最佳的单组列车编组计划的基础上考虑分组列车方案,得到分组列车编组方案如表 5 所示。

表 5 分组列车编组方案

| 分组列车   | 起点 | 终点 | 流量/辆 | 起点 | 终点 | 流量/辆 | 起点 | 终点 | 流量/辆 |
|--------|----|----|------|----|----|------|----|----|------|
| 分组列车 1 | 1  | 3  | 154  | 3  | 7  | 154  |    |    |      |
| 分组列车 2 | 2  | 3  | 84   | 3  | 4  | 84   | 2  | 4  | 293  |
| 分组列车 3 | 4  | 3  | 80   | 3  | 2  | 80   | 4  | 2  | 257  |
| 分组列车 4 | 8  | 7  | 238  | 7  | 5  | 238  |    |    |      |
| 分组列车 5 | 7  | 6  | 160  | 6  | 4  | 160  | 7  | 4  | 263  |
| 分组列车 6 | 5  | 4  | 128  | 4  | 1  | 128  |    |    |      |

分组开行之后,剩下的车流开行单组列车,其编组方案如图 3 所示。

通过最佳单组列车编组方案的基础上生成分组列车方案,得到的最终方案的技术耗费为 13 597.6

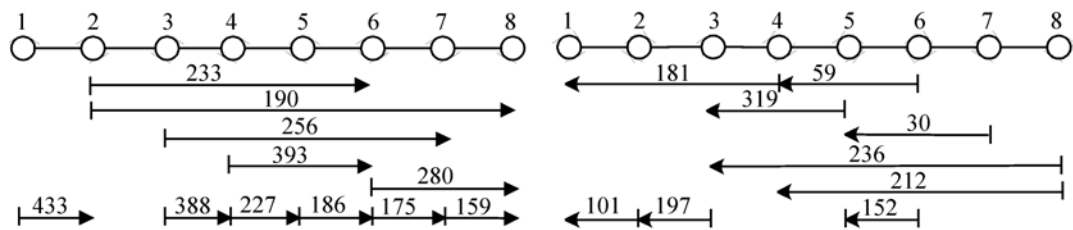


图 3 单组列车编组方案

车·h,比最佳单组列车方案节约了 350.6 车·h。  
自适应遗传算法连续运行十次,每一次都对算例采用双亲自适应遗传算法求解其整体优化列车编组计划,迭代 3 000 代,得到其中的一个最佳方案,求出最好解耗时 517.921 s,求解得到的最佳方案中单组列车编组方案如图 4 所示。

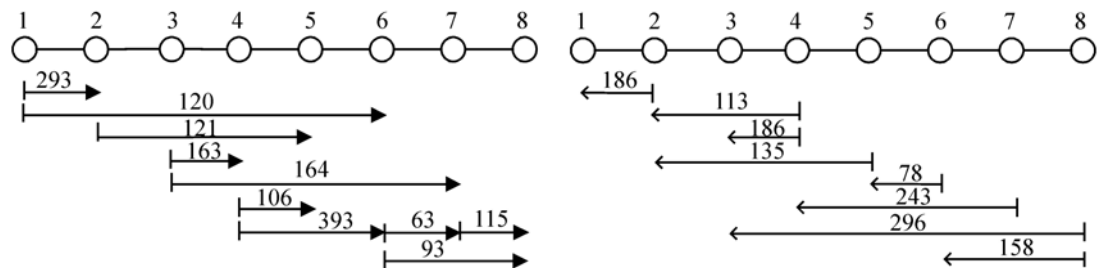


图 4 最佳方案中单组列车编组方案

最佳方案中分组列车开行方案如表 6 所示。

表 6 最佳方案中的分组列车编组方案

| 分组列车    | 起点 | 终点 | 流量/辆 | 起点 | 终点 | 流量/辆 | 起点 | 终点 | 流量/辆 |
|---------|----|----|------|----|----|------|----|----|------|
| 分组列车 1  | 5  | 6  | 59   | 6  | 7  | 59   | 5  | 7  | 127  |
| 分组列车 2  | 1  | 7  | 84   | 7  | 8  | 84   | 1  | 8  | 90   |
| 分组列车 3  | 2  | 6  | 247  | 6  | 8  | 247  |    |    |      |
| 分组列车 4  | 2  | 3  | 120  | 3  | 4  | 120  | 2  | 4  | 172  |
| 分组列车 5  | 7  | 6  | 88   | 6  | 5  | 88   | 7  | 5  | 122  |
| 分组列车 6  | 8  | 7  | 80   | 7  | 4  | 80   | 8  | 4  | 152  |
| 分组列车 7  | 6  | 4  | 168  | 4  | 2  | 168  | 6  | 2  | 123  |
| 分组列车 8  | 3  | 2  | 106  | 2  | 1  | 106  | 3  | 1  | 198  |
| 分组列车 9  | 5  | 4  | 180  | 4  | 3  | 180  |    |    |      |
| 分组列车 10 | 5  | 2  | 133  | 2  | 1  | 133  | 5  | 1  | 249  |

该最佳方案总的车辆小时耗费为 13 057.26 车·h,相对于从最优单组列车编组计划,节省了 890.94 车·h。

通过比较可以看出,从最佳的单组列车编组方案考虑其分组列车方案,最终得到的方案比只开行单组列车可以节省 350.6 车·h 耗费。而对任意单组列车方案均考虑其所有可能的分组列车方案,最多可以节约 890.94 车·h 耗费。综合考虑单组列车和分组列车的整体优化列车编组计划能获得更多的耗费节省,从而有利于实现技术站的技术效益最大化,有利于充分发挥运能,提高运输效率和效益。

5 结论

通过对该算例的两种遗传算法的比较,可以看到在解决 NP 难问题时,自适应遗传算法具有良好的收敛性能和较强的搜索能力。该算例中,整体优化后的编组方案相对最佳单组列车编组方案和在最佳单组列车编组方案基础上生成其分组列车方案而言,能节省更多的技术耗费。这对于运能本就紧张的铁路运输而言,是非常有价值的,可见,整体优化的列车编组方案具有较大的优势。

实际生产中,列车编组计划中分组列车一般都是凭经验手工完成的,并且也不可能对所有的单组列车方案考虑其是否开行一定数量的分组列车,其工作量十分巨大。整合了单组列车编组计划和分组列车

编组计划的数学模型为货物列车编组计划整体优化模型,设计了自适应遗传算法以技术效益最大化为优化目标,在 VC++ 平台上通过对一个算例的测试,验证了模型和算法的有效性。但是,所建模型考虑因素不多,所构建的路网为直线型而非网状,有待在后续研究中进一步完善。

## 参 考 文 献

- [1] Michael Francis Gorman. An application of genetic and tabu searches to the freight railroad operating plan problem[J]. Annals of Operations Research, 1998, 78: 51-69.
- [2] FU ZHUO, MIKE WRIGHT. Train plan model for british rail freight services through the channel tunnel[J]. Journal of the Operational Research Society, 1994, 45(4): 384-391.
- [3] 李映红, 吴世贵, 彭其渊. 货物列车编组计划网络模型的建立及算法[J]. 西南交通大学学报, 2002, 37(1): 68-71.
- [4] 林柏梁, 朱松年. 优化编组计划的非线性 0-1 规划模型及模拟退火算法[J]. 铁道学报, 1994, 16(2): 61-66.
- [5] 曹学明, 林柏梁, 严贺祥. 装车地直达列车开行方案优化模型[J]. 铁道学报, 2006, 28(4): 68-71.
- [6] 杨时刚, 史峰, 李致中. 制定列车编组计划的人工神经网络方法[J]. 长沙铁道学院学报, 2002, 20(3): 79-84.
- [7] 梁栋, 林柏梁. 技术站分组列车编组计划的优化理论及模型研究[J]. 铁道学报, 2006, 28(3): 1-5.
- [8] 许红, 马建军, 龙昭, 等. 技术站单组列车编组方案模型与计算方法的研究[J]. 铁道学报, 2006, 28(3): 12-17.

## Adaptive Genetic Algorithm for Freight Train Marshal Plan

Zuo Wu<sup>1</sup>, Fu Zhuo<sup>2</sup>, Xiao Tianguo<sup>1</sup>

(1. Railway Line & Station Design & Research Department, China Railway Fourth Survey and Design Group Co. LTD, Wuhan 430063, China; 2. School of Traffic and Transportation Engineering, Central South University, Changsha 410075, China)

**Abstract:** Freight train marshal plan is one of the pillars for the railway freight transport organization. The insufficiency of railway transport capacity in China may be partially solved by optimizing the marshal plan. Considering the benefits of the multi-block train such as reducing accumulation time and speeding train movement, an integral model is constructed to optimize the train marshal plan based on analyzing the technical benefit of the multi-block train. Then, a self-adapting genetic algorithm for this problem is designed. Test Results shows that it has more technical benefits compared with the marshal plan of single group trains.

**Key words:** train plan; multi-block train; genetic algorithm

~~~~~  
(上接第 83 页)

## Ear Recognition Based on Gabor and GGCM

Liang Xiaoxia, Feng Jun

(Department of Computing and Information Engineering, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

**Abstract:** As an emerging biometric identification technology, ear recognition has gradually received wide attention in academic research with its own unique advantages. In this paper, a novel texture feature extraction approach based on combining Gabor transform with Gray-Gradient Co-occurrence Matrix (GGCM) is presented and K-NN classification is adopted. The proposed approach is tested on USTB ear image set. The experimental results show that the ear recognition scheme fusing Gabor and GGCM are better than those based on only using Gabor transform or secondary statistical features extracted from GGCM. The best combination occurs under the Min distance measure and  $K = 1$ , and the 81.77% cross-validation recognition rate is obtained.

**Key words:** ear recognition; Gabor transform; Gray-Gradient Co-occurrence Matrix; K-NN