

面向交通信号优化改进快速非支配 排序遗传算法研究*

陈廷伟¹, 高 研²

(1. 辽宁大学 信息学院, 沈阳 110036; 2. 沈阳城市学院, 沈阳 110112)

摘 要: 针对快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)的精英保留策略会使大量冗余的高排序级别个体同时作为精英保留到下一代,极易发生早熟收敛现象问题,提出了改进的快速非支配排序遗传算法(I-NSGA-II),并将其应用于交通信号多目标优化问题。I-NSGA-II采用了冗余个体标记方法,之后的精英保留策略会通过该标记来判断去除冗余个体并将其并入临时层级,最后在生成的新种群规模不足时,会从临时层级中取出相应规模的冗余个体,对其进行变异操作后并入新种群。实验表明,I-NSGA-II在保证停车率和排队长度基本不变的情况下,减少了车辆及行人延误,证明所提出的算法可提高交通路口综合交通效益。

关键词: 快速非支配排序遗传算法;早熟收敛;去冗余;信号控制;多目标优化

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2018)05-1320-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2018.05.009

Improved non-dominated sorting genetic algorithm-II research for traffic signal optimization

Chen Tingwei¹, Gao Yan²

(1. College of Information, Liaoning University, Shenyang 110036, China; 2. Shenyang City University, Shenyang 110112, China)

Abstract: For the elite reserved strategy of NSGA-II makes a large number of redundant individuals of high rank as elites to the next generation likely to cause the phenomenon of premature convergence, this paper put forward the improved NSGA-II algorithm(I-NSGA-II), and applied it to multi-objective optimization of the traffic signal timing. I-NSGA-II used the method of marking redundant individuals. The elite reserved strategy judged the redundancy individuals through the flag and incorporated it into temporary hierarchy. When the size of new group was insufficient, the method took out corresponding scale redundant individuals and incorporated them into new group after mutation. The experiments show that the I-NSGA-II reduces vehicle and pedestrian delays while ensuring that parking rates and queuing lengths are essentially constant. It proves that the proposed algorithm can improve the comprehensive transportation efficiency.

Key words: non-dominated sorting genetic algorithm-II (NSGA-II); premature convergence; redundancy removing; signal control; multi-objective optimization

0 引言

随着时代的发展和人们生活水平的提高,汽车的普及率逐年增加,导致城市交通拥堵问题日益突出,其已经成为当今世界各国普遍存在的现象,由此产生了车辆延误、能源消耗以及城市环境污染等一系列问题。交叉口作为交通流调度的重要组成部分,其信号灯配时在缓解交通拥堵、减少交通事故以及改善交通环境等方面起着不可替代的作用,直接决定着道路通行效率的优劣^[1]。

早期学者在交通信号优化配时领域的研究中,通常采用单目标优化方法。从1958年Webster^[2]建立了至今仍广泛适用于非饱和交通流的稳态随机延误模型起,交通信号优化配时的主要目标就为车辆延误。田丰等人^[3]以信号周期结束时,车辆延误最小为优化目标建立了交通信号单目标优化配时模型,并使用传统的遗传算法来求解。陈小峰等人^[4]以信号周期结

束时,车辆排队长度最短为优化目标建立了交通信号单目标优化配时模型,同样使用传统的遗传算法来求解。

通常多个不同的交通信号优化目标之间并不是孤立的,而是存在一定的关联^[5],如道路通行能力的增大会导致信号周期增长,同时信号周期的增长会导致车辆延误增加,然而为了减少车辆延误又可能导致停车率提升,但是减少了停车率又会导致排队长度变长。由此仅仅以单个交通信号优化目标来进行优化配时的控制方案并不能有效地兼顾在各种交通流状况下其他的优化目标,而是应该根据不同的路段、时段和当前现状来综合权衡多个优化目标,从而使交通信号优化配时的整体效益达到最优。万伟等人^[6]以信号周期结束时,各相位的绿信号灯结束后车辆排队长度最短为优化目标,通过理想点法建立了交通信号多目标优化配时模型,并使用传统的遗传算法来求解。马莹莹等人^[7]以信号周期结束时,车辆延误最少、停车率最小以及行人延误最少为优化目标,建立了交通信号多目标

收稿日期:2016-12-22;修回日期:2017-03-06 基金项目:国家自然科学基金资助项目(F030117)

作者简介:陈廷伟(1974-),男,内蒙古人,教授,博士,主要研究方向为智能交通、交通数据分析、云计算、人工智能;高研(1980-),女,辽宁沈阳人,主要研究方向为智能交通(y.gao@163.com)。

优化配时模型,并使用蚁群算法来求解。杨文臣等人^[8]以信号周期结束时,车辆延误最少、停车率最小以及道路通行能力最大为优化目标,通过评价函数使用加权系数法建立了交通信号多目标优化配时模型,并使用基于黄金分割点的自适应遗传算法来求解。杨海荣等人^[9]以普通车辆和公交车辆的人均延误最小为优化目标,建立了嵌入公交优先权重系数的可变相序实时滚动交通信号多目标优化配时模型,并使用改进的遗传算法来求解。

由于直接进行多目标优化模型的求解存在很大困难,现有的研究要么从各个优化目标中选择一个认为是最重要的目标来进行单目标优化,要么将多个优化目标通过某种方法转为一个目标来进行优化,如将各个目标通过线性加权法组合成一个优化目标,或通过转约束法将其他优化目标转成一个目标的约束条件^[10]。这些方法本质上都是将多目标优化问题转换为单目标优化问题来求解,最后只能得出一个近似最优解,实际关于多个优化目标有多个近似最优解,而且加权法中权值系数的设置过于主观,易导致结果失真。高云峰等人^[10]打破了交通信号优化配时领域中传统的多目标优化配时方式,通过 NSGA-II (non-dominated sorting genetic algorithm-II) 算法^[11]来求解以信号周期结束时,车辆延误最少、停车率最小以及最大相对排队长度最短为优化目标而建立的交通信号多目标优化配时模型,并且得到了比传统的多目标优化方式更好的优化结果。

NSGA-II 算法 (NSGA 算法^[12]的改进)的精英保留策略会使大量冗余的高排序级别个体同时作为精英保留到下一代,从而极易导致算法发生早熟收敛现象^[13]。本文在其基础上,提出了改进的 NSGA-II (improved non-dominated sorting genetic algorithm-II, I-NSGA-II),通过修改拥挤度计算公式来标记冗余个体,同时在精英保留策略中通过判断和变异来去除冗余个体,并将其应用于交通信号多目标优化配时。通过实验对比分析两种算法解个体的重复率以及求解的车辆延误、停车率、排队长度、行人延误结果,论证了 I-NSGA-II 算法由于解的多样性增加,降低早熟收敛现象,从而能够得到更加优秀且分布更加均匀的 Pareto 最优解。

1 交通信号多目标优化配时模型的定义

1.1 交叉口与其各相位的定义

以单交叉口三车道作为研究的道路模型,如图1所示。从路的里侧向外分别为右转、直行和左转车道,其中每个路口处均有一条用于行人通行的人行道。

以交叉口四相位交通信号灯控制为例,如图2所示。第一相位为东西车辆直行与右转以及行人通行;第二相位为东西车辆左转;第三相位为南北车辆直行与右转以及行人通行;第四相位为南北车辆左转。

1.2 交通信号优化目标的选择

交通信号优化配时目标总体上可以分为三类:车辆效益,如道路通行能力、排队长度、车辆延误、停车率;行人效益,如行人延误;环境效益,如燃油消耗、尾气排放^[14]。这些优化目标都是关于交通信号控制参数的函数,随着这些参数的变化,其优化结果相互之间也会存在一定关联。杨锦冬等人^[15]以两相位信号控制为例,应用灰关联分析方法研究了周期时长与车辆延误、停车率以及排队长度之间的关联关系,证明了这三个交

通信号优化目标与周期时长的关联度均较大(超过0.5)。在不考虑自行车交通流影响的前提下,同时考虑到车辆、行人与环境三方面效益的均衡,选取交叉口车辆延误最小、停车率最少、排队长度最短以及行人延误^[16]最小为交通信号多目标优化配时模型的优化目标。

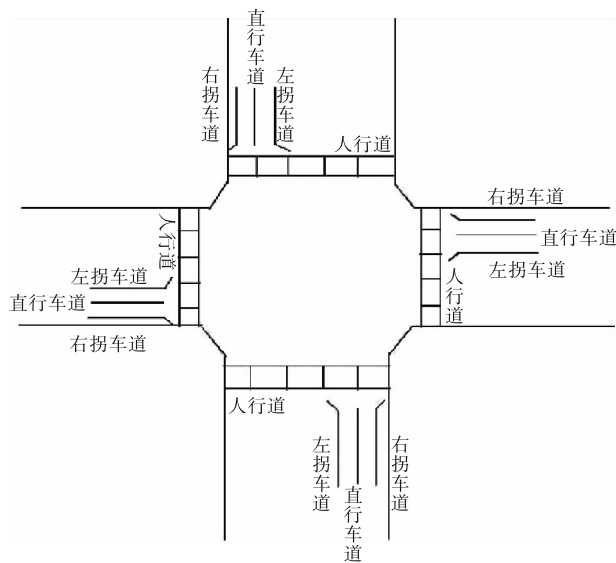


图1 交叉口三车道模型

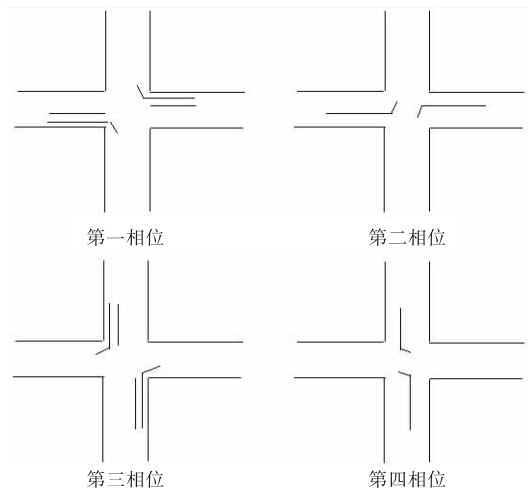


图2 交叉口四相位模型

1.3 交通信号优化目标函数的定义

通常,连续的两个信号周期间隔处的车流量数据变化较小,下一个信号周期初始各方向各车道的等待车辆数为上一个信号周期结束后各方向各车道尚未排空的车辆数。使用以下的交通车流量守恒方程来描述交叉口某一相位某个方向某条车道等待通过的车辆数:

$$w_{ijk}^{n+1} = \max(0, w_{ijk}^n + Cr_{jk} - t_i l_{jk}) \quad (1)$$

其中: $i=1,2,3,4$,表示四个相位; $j=1,2,3,4$,表示东、西、南、北四个方向; $k=1,2,3$,表示右转、直行和左转三条车道; w_{ijk}^{n+1} 表示第 $n+1$ 个信号周期结束时, i 相位 j 方向 k 车道仍在等待通过的车辆数; C 为信号周期时长,等于各相位绿信时间之和; r_{jk} 为 j 方向 k 车道的车辆到达率,单位为辆/s; Cr_{jk} 表示当前信号周期内总共到达的车辆数; t_i 为第 i 相位的绿信时间; l_{jk} 为 j 方向 k 车道的车辆离开率,单位为辆/s; $t_i l_{jk}$ 表示当前信号周期内 i 相位 j 方向 k 车道离开的车辆数。

由式(1)可以计算出一个信号周期结束后,平均各个相位

各个方向每个车道的等待车辆数为

$$\left(\sum_{i=1}^4 w_i^{n+1} \right) / 12 = \left(\sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^3 w_{ijk}^{n+1} \mu_{ijk} \right) / 12 \quad (2)$$

其中: w_i^{n+1} 表示第 $n+1$ 个信号周期结束时, 第 i 相位所决定的车道仍在等待通过的车辆数; μ_{ijk} 表示 j 方向 k 车道在第 i 相位时是否为通行状态。若是, 则 μ_{ijk} 的取值为 1; 若不是, 则 μ_{ijk} 的取值为 0。

在车流量为非饱和状态的前提下, 使用 Webster 延误模型来计算车辆延误为

$$d_{ijk} = \frac{C(1-\lambda_i)^2}{2(1-\lambda_i x_{jk})} + \frac{x_{jk}^2}{2r_{jk}(1-x_{jk})} - 0.65 \left(\frac{C}{r_{jk}} \right)^{1/3} x_{jk}^{2+5\lambda_i} \quad (3)$$

其中: d_{ijk} 表示 i 相位 j 方向 k 车道每辆车的平均延误时间, 单位为 s; λ_i 表示第 i 相位的绿信比; x_{jk} 表示 j 方向 k 车道的车流饱和度。

由式(3)可以计算出一个信号周期结束后, 各方向每条车道的车辆延误, 式中各参数的意义同上:

$$d = \frac{\sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^3 d_{ijk} r_{jk} \mu_{ijk}}{\sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^3 r_{jk}} \quad (4)$$

根据 Webster 公式, 在不考虑不完全停车且车辆是均匀到达的情况下, 可以得出一个信号周期内交叉口车辆的平均停车率为

$$s_{ijk} = \frac{1-\lambda_i}{1-\lambda_i x_{jk}} \quad (5)$$

其中: s_{ijk} 表示第 i 相位 j 方向 k 车道每辆车的平均停车率。

由式(5)可以计算出一个信号周期结束后, 各方向每个车道的平均停车率, 式中各参数的意义同上:

$$S = \frac{\sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^3 s_{ijk} r_{jk} \mu_{ijk}}{\sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^3 r_{jk}} \quad (6)$$

根据 Webster 延误模型, 假设行人在红灯时间内均匀到达, 一旦获得绿灯信号就会同时开始通过人行道且绿灯时间内可以放行完该周期内的全部行人, 不存在跨周期滞留现象。可以得出一个信号周期结束后, 行人的平均延误模型为

$$\sum_{i=1}^4 h_i = \frac{(C-t_i)^2}{2C} \quad (7)$$

2 I-NSGA- II 算法的设计

2.1 Pareto 支配关系描述

对于求解最小值的多目标函数优化问题, n 个优化目标函数分量 $f_i (i=1, 2, \dots, n)$ 组成的优化向量 $\bar{f}(\bar{X}) = (f_1(\bar{X}), f_2(\bar{X}), \dots, f_n(\bar{X}))$, 任意给定两个决策向量 $\bar{X}_m, \bar{X}_v \in U$:

当且仅当, 对于 $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$, 都有 $f_i(\bar{X}_m) < f_i(\bar{X}_v)$, 则称 \bar{X}_m 支配 \bar{X}_v 。

当且仅当, 对于 $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$, 都有 $f_i(\bar{X}_m) \leq f_i(\bar{X}_v)$, 且 $\exists j \in \{1, 2, \dots, n\}$, 使得 $f_j(\bar{X}_m) < f_j(\bar{X}_v)$, 则称 \bar{X}_m 弱支配 \bar{X}_v 。

当且仅当, $\exists i \in \{1, 2, \dots, n\}$, 使得 $f_i(\bar{X}_m) < f_i(\bar{X}_v)$, 且

$\exists j \in \{1, 2, \dots, n\}$, 使得 $f_j(\bar{X}_m) > f_j(\bar{X}_v)$, 则称 \bar{X}_m 与 \bar{X}_v 之间不存在支配关系。

2.2 染色体编码

传统的二进制编码遗传算法在求解连续参数优化问题时必须进行编码和解码, 这就对解的精度和运算速度有一定的影响, 特别是在搜索空间较大时更为明显, 而实数编码遗传算法是对连续优化问题的直接自然语言描述, 不存在编码和解码过程, 可以有效地克服上述问题。本文为了提高算法的运行速度, 采用实数编码的方式来定义种群中个体的染色体编码。

令种群中的个体 $\bar{t} = (t_1, t_2, t_3, t_4)$ 为决策向量, 其中 $t_i (i=1, 2, 3, 4)$, 对应着四个相位的绿信时间, 其取值范围为 $[t_{\min}, t_{\max}]$ 。按照常理, 交叉口各相位的绿信时间不可能超过三位十进制数, 由此设置每个基因座的编码为三位十进制整数来表示, 如第一相位的绿信时间为 $t_1 = 24$ s, 则 t_1 的基因编码为 024。染色体由四个基因组成, 其编码的长度为 $4 \times 3 = 12$ bit, 如四个相位的绿信时间分别为 24 s、30 s、15 s、50 s, 则染色体的编码为 024030015050。为了避免产生无效基因, 本文之后的交叉和变异操作均以基因座为单位来进行操作。

2.3 算法改进以及过程描述

NSGA-II 在 NSGA 的基础上提出了精英保留策略。该策略先让父代和子代种群进行合并, 而后从合并的种群中选择出下一代要进行遗传操作的种群, 从而保证父代种群的精英个体不会丢失, 以达到精英保留的目的。本文考虑到此策略在保留精英的同时, 也会使大量冗余的高排序级别个体同时作为精英保留到下一代, 这些个体会在种群中快速繁殖, 当相同的精英个体超过一定数量以后, 会很快占领整个种群, 从而发生早熟收敛现象。

本文在 NSGA-II 的基础上, 提出了 I-NSGA-II 算法, 并将其应用于交通信号多目标优化配时。该算法通过修改拥挤度计算公式来标记冗余个体, 同时对精英保留策略作了改进。在各个非支配层级并入新种群的过程中, 来判断去除冗余个体, 并将被去除的个体并入临时层级。当新种群的规模不足, 需要并入临时层级的个体时, 会将临时层级内的个体进行变异操作后再并入, 从而达到提高种群多样性, 降低算法发生早熟收敛现象的目的。具体操作过程如下:

a) 父代和子代种群合并, 合并后的种群规模为 $2N$ 。

b) 对合并后的种群进行快速非支配排序, 确定各个非支配层级 $F_i (i=1, 2, \dots, 2N)$ 。

c) 分别对每一个非支配层级内的个体计算拥挤度值。

关于每一个目标函数, 先对同一个层级内的全部个体计算函数值, 而后关于函数值进行升序(或降序)排序, 之后将序列两端个体的拥挤度设为一个最大值。

从第二个个体开始, 在计算个体 x_i 的拥挤度之前, 先判断其与之之前的个体 x_{i-1} 是否为相同的个体。

若是, 则不再额外计算其拥挤度, 而是直接将其拥挤度设为 x_{i-1} 的拥挤度, 此时若 x_i 的非支配层级小于等于 $2N$, 要将其非支配层级加上父代和子代合并后的种群规模, 即 $i_{\text{rank}} = i_{\text{rank}} + 2N$, 已达到标记冗余个体的目的。

若不是, 表示当前个体与其之前的个体为不同的个体, 按照原算法的公式, 即 $i_d = i_d + \frac{f_i(x_{i+1}) - f_i(x_{i-1})}{f_i^{\max} - f_i^{\min}}$, 来计算 x_i 的拥

挤度值。

d) 创建新种群 P_i , 分别对每一个非支配层级 F_i 进行操作, 先对 F_i 中的个体按照拥挤度进行降序排序, 然后遍历 F_i , 判断当前个体的非支配层级是否大于 $2N$ 。

若是, 表明为冗余个体, 拒绝将其并入新种群, 将其并入临时非支配层级 F_{temp} 。

若不是, 表明为非冗余个体, 将其并入新种群。

e) 遍历完当前层级, 判断新种群的规模。

若等于 N , 遍历结束; 若大于 N , 停止遍历后面的层级, 并从新种群中去除多余的个体, 使其规模为 N ; 若小于 N , 继续遍历之后的层级, 若全部的层级都已遍历完, 新种群的规模仍小于 N , 则对临时层级内的个体按照拥挤度比较算子进行排序, 然后按照序列依次从临时层级内取出个体, 对其进行变异后, 再将其并入新种群, 直到新种群的规模为 N 。

上述改进的伪代码如下:

```
createNewGroup( baseGroup, offsGroup )
mergeGroup = baseGroup ∪ offsGroup;
List<  $F_i$  > = sortByNonDomination( mergeGroup );
foreach List<  $F_i$  >
  foreach  $f_i$ 
    foreach  $F_i$ 
      若  $f_i$  is first
         $i_d = 0$ ;
        cal( $f_i, x_i$ );
        sortByAsc( $F_i, f_i$ );
         $i_{start} = i_{end} = \infty$ ;
        for  $x_i$  to  $x_{size-2}$ 
          若  $x_i = x_{i-1}$ 
             $i_d = (i-1)_d$ ;
            若  $i_{rank} < 2N$ 
               $i_{rank} + 2N$ ;
            否则
               $i_d + \frac{f_i(x_{i+1}) - f_i(x_{i-1})}{f_i^{max} - f_i^{min}}$ 
        sortByDesc( $F_i, i_d$ );
        foreach  $F_i$ 
          若  $i_{rank} < 2N$ 
            newGroup ∪  $x_i$ ;
          否则
             $F_{temp} \cup x_i$ ;
        直到 newGroup > =  $N$  或下一层级为空
        若 newGroup >  $N$ 
          newGroup - (size -  $N$ );
        若 newGroup <  $N$ 
          sortByD( $F_{temp}$ );
          newGroup ∪ variation( $N$  - size);
```

3 算法实验分析

本文在 Windows 7 平台上使用 Java 语言, 分别实现了 NSGA-II 和 I-NSGA-II 求解上述定义的交通信号多目标优化配时模型的算法。算法的车流量数据选取对辽宁省沈阳市皇姑区某交叉口某天上午十点到十一点时段的统计调查数据, 如表 1 所示。该交叉口为三车道四相位道路路口, 有右转、直行和左转三个车道, 有专用的右转、直行与左转相位。

3.1 不同算法解的重复率对比分析

本次实验为了验证相比 NSGA-II 算法, I-NSGA-II 算法解的重复率更低, 陷入早熟收敛现象的可能性更小, 对两种算法结果中冗余解的个数分别进行了统计, 算法的执行参数如表 2 所示。

表1 车流量数据

路口朝向	东			西		
车道	左转	直行	右转	左转	直行	右转
入口流量/pcu · h ⁻¹	210	800	370	160	760	300
出口流量/pcu · s ⁻¹	0.5	0.6	1	0.5	0.6	1
等待车辆数/pcu	1	2	1	0	2	0

路口朝向	南			北		
车道	左转	直行	右转	左转	直行	右转
入口流量/pcu · h ⁻¹	220	650	90	370	960	250
出口流量/pcu · s ⁻¹	0.5	0.6	1	0.5	0.6	1
等待车辆数/pcu	0	3	1	2	6	0

表2 算法执行参数

进化代数	交叉概率	变异概率	最小相位时间/s	最大相位时间/s
100	0.9	0.5	15	60

该实验在种群规模为 50、100、150、200、250 的时候, 分别对两种算法各执行 20 次, 取平均值, 执行结果如表 3 所示。随着种群规模的增大, NSGA-II 算法的解中, 冗余个体在种群中所占的比例越来越大。当冗余的个体数超过种群规模的 50% 时, 这些个体就会迅速占领整个种群, 导致算法早熟收敛。而 I-NSGA-II 算法的解中, 由于对其精英保留策略作了改进, 冗余的个体数始终为 0, 避免算法陷入早熟收敛。

表3 不同算法不同种群规模下冗余个体的比例

种群规模		50	100	150	200	250
NSGA-II	冗余个体数	11	27	45	77	100
	比例/%	22	27	30	38.5	40
I-NSGA-II	冗余个体数	0	0	0	0	0
	比例/%	0	0	0	0	0

3.2 不同优化目标解的关联度对比分析

本次实验用于分析通过 I-NSGA-II 算法求解的交通信号多目标优化配时模型的四个优化目标, 车辆延误、停车率、排队长度以及行人延误之间的关联度, 算法的执行参数如表 2 所示, 种群规模选择 100。

算法执行后, 将得到的 Pareto 非劣解集对应的四个优化目标函数值的任意两个值进行两两对比分析, 总共需要比较六次。本文通过二维坐标系以散点图的形式显示任意两个优化目标函数值的关联度。

如图 3~5 所示, 车辆延误与排队长度, 车辆延误与行人延误以及排队长度与行人延误之间为递增关系, 表明在进行交通信号多目标优化配时时, 车辆延误、排队长度以及行人延误这三个目标无须同时优化。

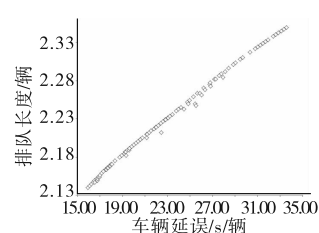


图3 车辆延误与排队长度

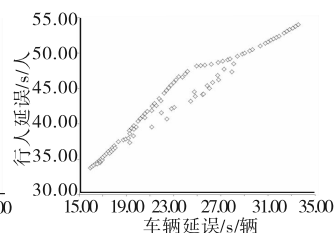


图4 车辆延误与行人延误

如图 6~8 所示, 车辆延误与停车率, 停车率与排队长度以及停车率与行人延误之间为递减关系, 表明在进行交通信号多目标优化配时时, 这三组优化目标是相互冲突的, 需要同时进

行优化。

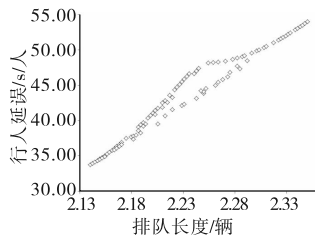


图5 排队长度与行人延误

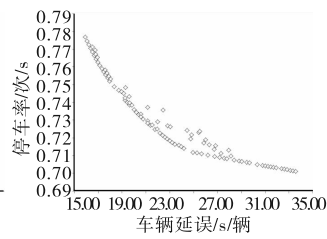


图6 车辆延误与停车率

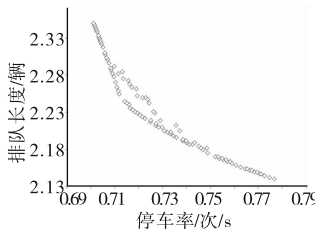


图7 停车率与排队长度

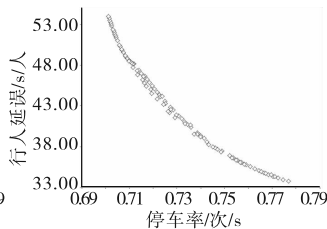


图8 停车率与行人延误

3.3 算法可用性验证分析

为了验证所实现的 I-NSGA-Ⅱ 的有效性,针对表 1 中辽宁省沈阳市皇姑区某交叉口某天上午十点到十一点时段的统计调查数据,验证在不同种群规模下,算法的执行时间与种群规模变化趋势如图 9 所示。为了消除偶然性的影响,表中算法执行时间为在每一种群规模下执行 20 次的平均执行时间。

从图 9 中可以看出,随着种群规模的扩大,算法执行时间变化并不显著,说明算法具有很好的收敛性。

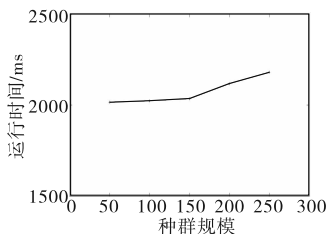


图9 算法执行时间

3.4 不同的优化结果对比分析

本次实验用于验证相比 NSGA-Ⅱ 算法, I-NSGA-Ⅱ 算法解的综合效益更优。根据上述实验的结果可知,车辆延误、排队长度以及行人延误的解之间为正向线性关系,而它们与停车率的解之间为逆向线性关系。考虑到全部优化目标的综合效益,分别选取各个优化目标的全部解的中间 10 个解的平均值作为本次优化结果来进行对比分析,算法的执行参数如表 2 所示,种群规模选择 100。

执行结果如表 4 所示。从表中可以看出与 NSGA-Ⅱ 算法比较而言, I-NSGA-Ⅱ 算法的车辆延误减少了 6%、停车率略微增加了 1%、排队长度持平、行人延误减少了 4%。由此可以得出, I-NSGA-Ⅱ 算法在进行交通信号多目标优化配时时能够得到相对更优的综合交通效益。

表4 不同算法的优化结果

优化目标	车辆延误 /s · pcu ⁻¹	停车率	排队长度	行人延误 /s · ped ⁻¹
NSGA-Ⅱ	23.79	0.71	2.22	46.09
I-NSGA-Ⅱ	22.42	0.72	2.22	44.36
增缩比例/%	-6	+1	0	-4

4 结束语

交通问题一直是城市发展过程中所不可逃避的问题,而交

通拥堵更是这其中最普遍的一个问题。现今解决该问题的主要方式是优化交叉口的交通信号配时,由于交通信号的优化目标不只一个,当前多数学者开始使用多目标优化方法来研究交通信号优化配时问题,其也已成为近年来该领域的研究热点。

NSGA-Ⅱ 算法是一种基于 Pareto 最优概念的遗传算法,是众多的多目标优化遗传算法中更为直接地体现 Goldberg 提出的 Pareto 非支配排序思想的算法,是直接求解多目标优化问题的有效解决方法。本文考虑到该算法的精英保留策略会使大量冗余的高排序级别个体同时作为精英保留到下一代,从而造成算法极易产生早熟收敛的现象,提出了 I-NSGA-Ⅱ 算法,并将作为交通信号多目标优化配时模型的求解算法,是 I-NSGA-Ⅱ 算法在该领域的应用。通过在 Windows 7 平台上使用 Java 语言实现算法的实验证明了其能够有效地降低早熟收敛现象,得到更加优秀且分布更加均匀的 Pareto 最优解。

参考文献:

- [1] Singh L, Tripathi S, Arora H. Time optimization for traffic signal control using genetic algorithm[J]. *International Journal of Recent Trends in Engineering*, 2013, 2(2): 4-6.
- [2] Webster F V. Traffic signal settings, Road Research Laboratory Technical Paper No. 39[R]. London: HMSO, 1958.
- [3] 田丰,边婷婷. 基于自适应遗传算法的交通信号配时优化[J]. *计算机仿真*, 2010, 27(6): 305-308.
- [4] 陈小峰,史忠科. 基于遗传算法的交通信号动态优化方法[J]. *系统仿真学报*, 2004, 16(6): 1155-1157, 1161.
- [5] Schmöcker J D, Ahuja S, Bell M G H. Multi-objective signal control of urban junctions-framework and a London case study[J]. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2008, 16(4): 454-470.
- [6] 王伟,陈锋. 基于遗传算法的单交叉口信号优化控制[J]. *计算机工程*, 2007, 33(16): 217-219.
- [7] 马莹莹,杨晓光,曾滢. 信号控制交叉口周期时长多目标优化模型及求解[J]. *同济大学学报:自然科学版*, 2009, 37(6): 761-765.
- [8] 杨文臣,张轮,饶倩,等. 基于黄金分割点遗传算法的交通信号多目标优化[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2013, 13(5): 48-55.
- [9] 杨海荣,罗大庸. 交叉口信号实时滚动优化模型及算法[J]. *控制与决策*, 2014, 29(4): 645-650.
- [10] 高云峰,徐立鸿,胡华,等. 交叉口定周期信号控制多目标优化方法[J]. *中国公路学报*, 2011, 24(5): 82-88.
- [11] Deb K, Pratap A, Agarwal S, et al. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-Ⅱ [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182-197.
- [12] Srinivas N, Deb K. Multiobjective function optimization using non-dominated sorting genetic algorithms [J]. *Evolutionary Computation*, 1994, 2(3): 221-248.
- [13] 刘厚才,陈志钢. 非支配排序均匀遗传算法[J]. *计算机应用研究*, 2011, 28(11): 4021-4025.
- [14] 张本,高蕾,高孝洪. 基于遗传算法的交叉口信号配时多目标优化[J]. *武汉理工大学学报:交通科学与工程版*, 2010, 34(4): 845-848.
- [15] 杨锦冬,彭国雄,郝朝鸣. 信号控制交叉口信号周期时长的灰关联因素分析[J]. *城市轨道交通研究*, 2000(3): 27-29.
- [16] 高利平,陈绍宽,梁肖,等. 基于人行横道位置的行人—机动车延误模型[J]. *吉林大学学报:工学版*, 2009, 39(增刊2): 47-51.