

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201207029

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20120924.1551.001.html>

# 基于自适应差分进化的干线交通信号协调控制

毕晓君<sup>1</sup>, 刘国安<sup>1</sup>, 肖婧<sup>2</sup>

(1. 哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001; 2. 辽宁省交通高等专科学校 信息工程系, 辽宁 沈阳 110122)

**摘要:**为克服现有基于传统智能优化算法的城市干线交通信号协调控制方法求解精度低、易陷入局部最优等缺陷,将改进后的动态自适应差分进化算法 p-ADE 应用于城市干线双向交通信号的协调优化控制,通过优化干线交叉路口相位差减小交通流平均延误. p-ADE 在标准差分进化算法基础上提出了新变异策略和参数动态自适应调整策略,有效平衡算法的局部搜索与全局搜索能力. 通过与基于多种群免疫算法等协调优化控制方法对比,实验结果表明, p-ADE 在收敛精度、速度和鲁棒性上相比较于多种先进智能优化算法均具有明显优势,可以为交通干线系统提供更优的相位差,有效减少干线直行交通流的平均延误,提高城市主干道交通通行能力.

**关键词:**差分进化;智能交通;干线协调控制;p-ADE;多种群免疫算法

**中图分类号:** TP18 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2012)05-0437-07

## Coordination and control of arterial traffic signals based on adaptive differential evolution

BI Xiaojun<sup>1</sup>, LIU Guoan<sup>1</sup>, XIAO Jing<sup>2</sup>

(1. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 2. Department of Information Engineering, Liaoning Provincial College of Communications, Shenyang 110122, China)

**Abstract:** In order to improve the efficiency and stability of the coordination and control on urban arterial traffic signal of traditional intelligent optimization algorithms, and to avoid flaws such as low precision solution and local optima, a dynamic self-adaptive differential evolution algorithm, named p-ADE, will be examined. In the p-ADE, a new mutation strategy and a self-adaptive parameter adjustment technique are proposed to balance local and global searches for the improvement on convergence accuracy and speed. Experimental outcome illustrates the p-ADE algorithm outperformed several state-of-the-art optimization algorithms. In addition, innovative coordination control methods are capable of offering better traffic signal patterns that can reduce the average delay of traffic flow. This new technology will ultimately help improve the traffic capacity of urban trunk road traffic.

**Keywords:** differential evolution; intelligent transportation; arterial coordination and control; pbest-based adaptive differential evolution (p-ADE); multi-population immunity algorithm

城市交通干线作为城市道路交通网中的主动脉往往承受着巨大的交通负荷,提高干线上交通信号的协调控制能力,减少干线交通延误和停车率,对于改善区域甚至整个城市的交通状况具有重大意义<sup>[1-7]</sup>. 由于城市交通系统本身是一个具有强非线性、随机性、时变性和不确定性的复杂系统,传统控

制方法(定时控制、多时段控制等)很难对其进行有效控制,因此将具有非线性、自组织、自寻优等特点的智能控制技术引入城市道路交通控制是一个必然趋势<sup>[1-7]</sup>. 近年来,遗传算法(genetic algorithm, GA)<sup>[7]</sup>、免疫算法(immune algorithm, IA)<sup>[6-7]</sup>、粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)<sup>[8]</sup>等智能优化技术已广泛应用于城市道路交通单交叉路口信号控制最优化问题,并取得了一定的成果;但求解线控、面控系统信号控制最优协作等复杂问题时仍然存在易陷入局部最优、求解精度差等问题,无法

收稿日期:2012-07-18. 网络出版日期:2012-09-24.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61175126);教育部博士点基金资助项目(20112304110009);中央高校基本科研业务费重大项目培育计划资助项目(HEUCFZ1209).

通信作者:刘国安. E-mail: liuguonan@hrbeu.edu.cn.

为交通控制系统提供最优的信号协调控制方案,没有从根本上解决城市道路交通问题。

针对以上问题,在智能优化算法差分进化(differential evolution, DE)的基础上进行改进,提出了一种基于新变异策略的动态自适应差分进化算法(pbest-based adaptive differential evolution, p-ADE),进一步提升了DE算法的求解精度及鲁棒性。将p-ADE用于城市干线双向交通信号的协调优化控制,通过优化干线交叉口相位差获得最佳的平均延误。实验中将p-ADE与多种群免疫算法(multi-population immune algorithm, MIA)<sup>[6]</sup>进行对比,测试结果表明,p-ADE算法优化结果能够获得更小的干线直行交通流平均延误,且具有更强的稳定性。

## 1 基于新变异策略的动态自适应差分进化算法

差分进化DE是目前最前沿、最具代表性、性能最优的进化算法之一,但仍然存在易陷入局部最优、搜索具有一定盲目性、控制参数难以设定等问题<sup>[9-10]</sup>。大量实验结果表明,DE算法的性能高度依赖于优化策略(包含变异策略和交叉策略)及相应参数的选择<sup>[9-10]</sup>。现有大多数DE及其改进算法的变异策略中,通常采用随机的方式从种群中选择个体构成差分矢量,对目标个体的搜索方向引入过多的随机性干扰信息,导致目标个体可能出现偏离甚至背离全局最优解搜索方向的情况,使得新产生的子代个体的质量大大降低,同时迭代次数的增加也降低了算法的收敛速度。

针对这一问题,本文提出了新的DE变异策略DE/rand-to-best/pbest和新的参数自适应调整策略,构成了一种综合改进的差分进化算法p-ADE,以提升DE算法的全局优化能力。

### 1.1 新DE变异策略 DE/rand-to-best/pbest

进化算法的核心问题在于如何平衡算法的探索与开发能力,加强探索能力有助于提高算法的可靠性,而加强开发能力可以提高搜索效率,一般来说二者之间存在矛盾。为了达到平衡,p-ADE采用随机选择的方式选取基向量,以保持种群良好的多样性。在此基础上为提高搜索效率,利用种群最优解个体等优秀个体提供优秀解分布区域的搜索方向性指导。基于这一思想提出DE变异策略DE/rand-to-best/pbest,具体形式如式(1)所示。

$$\begin{aligned} V_{i,t} = & W_{i,t} X_{r_1,t} + K_{i,t} (X_{best,t} - X_{i,t}) + \\ & F_{i,t} (X_{pbest,t} - X_{i,t}). \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $X_{r_1,t}$ 为随机选择的基向量; $X_{best,t}$ 是第 $t$ 代种群

中的最优解, $X_{pbest,t}$ 则是从第 $i$ 个个体在第 $t$ 代之前的所有父代个体、变异个体和试验个体(交叉后个体)之中选择出的历史最优解。该变异策略中将目标个体的历史最优解 $X_{pbest}$ 引入变异操作中,用 $X_{pbest}$ 与当前解的差值向量代替原差分向量,引导目标个体向着更优的方向进化,同时利用当前种群全局最优解 $X_{best}$ 加强个体的局部搜索能力,通过随机选择个体 $X_{r_1,t}$ 保证种群多样性,防止陷入局部最优。

### 1.2 新参数动态自适应调整策略

控制参数大小的设置及调整方法对DE算法的性能有重要影响。p-ADE中所涉及的主要控制参数有 $W_{i,t}$ 、 $K_{i,t}$ 、 $F_{i,t}$ 和 $C_{R,i,t}$ ,为达到最佳性能采用动态的参数自适应调整方式,即根据进化代数 and 种群个体的优劣差异对每个个体进行动态自适应调整。首先,算法在进化初期增强个体的局部搜索能力和种群探索能力,而进化后期增强个体的全局搜索能力和种群的开采能力;其次,群体中适应度较差的个体,加大其变异程度,即在变异、交叉过程中引入更多的扰动,加强其向更优搜索方向变化。参数调整具体操作如式(2)~(5)所示:

$$W_{i,t} = W_{min} + (W_{max} - W_{min}) \times \left( \left( 2 - \exp\left(\frac{t}{G} \times \ln 2\right) \right) \times \frac{1}{2} + \frac{f_{i,t} - f_{min,t}}{f_{max,t} - f_{min,t}} \times \frac{1}{2} \right), \quad (2)$$

$$K_{i,t} = K_{min} + (K_{max} - K_{min}) \times \left( \left( \exp\left(\frac{t}{G} \times \ln 2\right) - 1 \right) \times \frac{1}{2} + \frac{f_{i,t} - f_{min,t}}{f_{max,t} - f_{min,t}} \times \frac{1}{2} \right), \quad (3)$$

$$F_{i,t} = F_{min} + (F_{max} - F_{min}) \times \left( \left( 2 - \exp\left(\frac{t}{G} \times \ln 2\right) \right) \times \frac{1}{2} + \frac{f_{max,t} - f_{i,t}}{f_{max,t} - f_{min,t}} \times \frac{1}{2} \right), \quad (4)$$

$$C_{R,i,t} = C_{R,min} + (C_{R,max} - C_{R,min}) \times \left( \left( 2 - \exp\left(\frac{t}{G} \times \ln 2\right) \right) \times \frac{1}{2} + \frac{f_{i,t} - f_{min,t}}{f_{max,t} - f_{min,t}} \times \frac{1}{2} \right). \quad (5)$$

式中: $f_{i,t}$ 为第 $t$ 代种群中第 $i$ 个个体的适应度值, $f_{max,t}$ 和 $f_{min,t}$ 分别为第 $t$ 代种群中个体的最大适应度值和最小适应度值,参数的变化范围为 $W_{i,t} \in [0.1, 0.9]$ ,  $K_{i,t} \in [0.3, 0.9]$ ,  $F_{i,t} \in [0.3, 0.9]$ 和 $C_{R,i,t} \in [0.1, 0.9]$ <sup>[8]</sup>。所有参数的调整同时考虑了进化代数以及个体适应度值的影响,在自身取值范围内动态自适应地变化,无需人为干预和任何先验知识。

## 2 自适应差分进化在城市干线协调优化控制中的应用

### 2.1 城市干线交通协调优化控制模型

采用基于最小延误的常态交通条件下干线双向绿

波控制模型,如图1所示.该线控系统由 $s_1, s_2, \dots, s_n$ 共 $n$ 个交叉口组成,交叉口之间的距离分别为 $l_1, l_2, \dots, l_{n-1}$ .线控系统各路段车道数和车道宽均一致,上、下行交通量分别为 $q_u$ 和 $q_d$ (veh/h),不考虑转弯车辆的影

响,线控系统上、下行车速分别为 $v_u$ 和 $v_d$ (km/h).线控系统内部交通流为非饱和流,保证绿波控制得以实施,周期长和绿信比用传统方法确定,通过调节交叉口相位差实现干线车辆延误最小化.

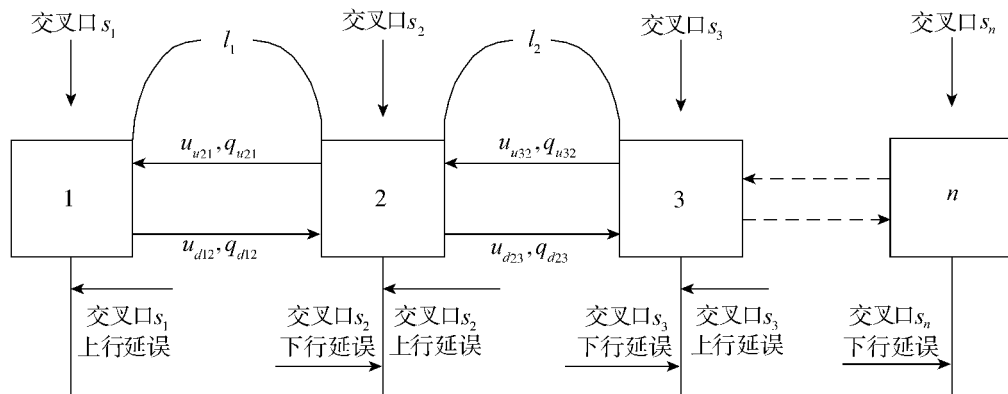


图1 干线双向交通绿波控制模型

Fig.1 Green wave control model of two-way arterial traffic

忽略干线系统外部进道口 $s_1$ 和 $s_n$ 驶入车流产生的延误,中间交叉口则须考虑上、下行车车辆延误,使线控系统车辆延误最小,即使各交叉口延误之和最小.

下行车辆通过交叉口延误的计算方法如下:对于交叉口 $s_{i+1}$ ,由 $s_i$ 下行的车辆行驶时间为 $l_i/v_d$ ,车辆由 $s_i$ 下行至 $s_{i+1}$ 的延误分为2种情况:一种是车辆到达 $s_{i+1}$ 时恰好红灯启亮,车辆受阻导致延误;另一种情况是车辆到达 $s_{i+1}$ 时信号灯已经变为红灯,车辆受阻导致延误.

对于第1种情况,假设从车队头部到达 $s_{i+1}$ 至 $s_{i+1}$ 红灯结束的等待时间为 $t_w$ ,一个周期中交叉口红灯时长为 $t_r$ ,则有 $t_w = t_r \cdot s_{i+1}$ 相对于 $s_i$ 的信号相位差为 $\varphi_{i+1,i}$ ,如式(6)所示,其中 $T$ 为系统周期.

$$\left[ \frac{l_i}{v_d} \right] (\text{mod } T) + t_r = \varphi_{i+1,i} \quad (6)$$

周期内下行车队在交叉口 $s_{i+1}$ 的延误值为

$$d_{(i+1)d} = \frac{t_r^2 q_d u_d}{2(u_d - q_d)}.$$

式中: $q_d$ 为周期内 $s_{i+1}$ 的下行交通量, $u_d$ 为周期内绿灯期间 $s_{i+1}$ 的最大通行能力.第2种情况下 $t_w \neq t_r$ ,因此周期内下行车队在交叉口 $s_{i+1}$ 的延误值为

$$d'_{(i+1)d} = \frac{t_w^2 q_d u_d}{2(u_d - q_d)} = \frac{\left\{ \varphi_{i+1,i} - \left[ \frac{l_i}{v_d} \right] (\text{mod } T) \right\}^2 q_d u_d}{2(u_d - q_d)}.$$

由前述2种情况可知,下行车辆在干线所有交叉口产生的总延误为

$$D_d = \sum_{i=2}^n [\alpha_i d_{id} + (1 - \alpha_i) d'_{id}].$$

式中: $\alpha_i = 1$ 对应车辆在红灯启亮时刻到达, $\alpha_i = 0$ 对应车辆在红灯启亮后到达.

干线交通中上行车辆通过交叉口延误的计算方法与下行车辆类似,相邻交叉口 $s_i$ 相对于 $s_{i+1}$ 的信号相位差为 $\varphi_{i,i+1} = T - \varphi_{i+1,i}$ ,即相邻两交叉口相互之间的相位差之和为一个周期.若上行车辆恰好在红灯启亮时由 $s_{i+1}$ 行至 $s_i$ ,则其对应延误为

$$d_{iu} = \frac{t_r^2 q_u u_u}{2(u_u - q_u)}.$$

式中: $q_u$ 为周期内 $s_i$ 交叉口的上行交通量, $u_u$ 为周期内绿灯期间 $s_i$ 交叉口的最大通行能力.若上行车辆在红灯启亮后由 $s_{i+1}$ 行至 $s_i$ ,则其对应延误为

$$d'_{iu} = \frac{\left\{ \varphi_{i,i+1} - \left[ \frac{l_i}{v_u} \right] (\text{mod } T) \right\}^2 q_u u_u}{2(u_u - q_u)}.$$

由此得到上行车辆在干线所有交叉口产生的总延误为

$$D_u = \sum_{i=2}^n [\beta_i d_{iu} + (1 - \beta_i) d'_{iu}].$$

式中: $\beta_i = 1$ 对应车辆在红灯启亮时刻到达, $\beta_i = 0$ 对应车辆在红灯启亮后到达.根据干线交通车辆上、下行延误 $D_u, D_d$ ,得到整个线控系统交叉口的延误之和 $D = D_d + D_u$ .

## 2.2 基于p-ADE的干线信号协调优化控制

利用p-ADE算法对干线交通信号动态优化控制模型进行求解,通过优化干线双向交通交叉口的相位差 $\varphi$ ,使沿干线行驶车辆延误之和 $D$ 达到最小.具体操作步骤如下(如图2).

1) 建立干线系统交通信号协调优化模型.

2) 根据系统上、下行交通量、车速等参数确定系统的周期长和绿信比.

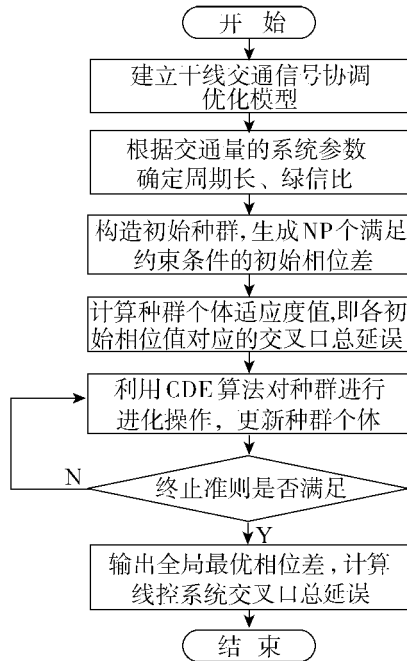


图2 基于CDE的干线信号协调优化控制

Fig.2 Coordinative optimizing control of arterial signal based on CDE

3) 构造初始种群. 在问题的可行解空间内随机产生满足约束条件的  $N$  个个体  $X = (x_1, x_2, \dots, x_{n-1})$  构成初始种群,  $X$  中各元素分别对应  $n-1$  个相位差, 各元素取值范围为  $[0, T]$ .

4) 计算个体适应度值. 种群中个体适应度值对

应于线上、下行车车辆延误之和  $D$ , 即  $f(X) = D$ , 优化的目标是使干线车辆平均延误最小, 即  $f_{\min}$ .

5) 变异、交叉、选择. 首先按照 CDE 算法中的参数自适应调整策略 (详见 1.2 节), 计算当代种群中每个个体  $X$  对应的控制参数  $C_{R,i,t}$ , 然后对其进行变异、交叉和选择操作.

6) 终止. 重复步骤 2) ~ 3), 当种群中最优个体的适应度值在连续  $k$  代中变化小于 0.000 1 时, 或者算法迭代次数超过设定的最大迭代次数时, 算法停止.

7) 输出全局最优交叉口相位差, 计算其对应的干线车辆交叉口平均最小延误.

### 3 实验仿真与结果分析

#### 3.1 p-ADE 算法性能实验及分析

为验证提出的基于新变异策略的动态自适应差分进化算法 p-ADE 的整体先进性, 将 p-ADE 与当前国内外最前沿有效的 4 种智能优化算法 jDE<sup>[11]</sup>、MDE<sup>[12]</sup>、CLPSO<sup>[13]</sup> 和 DEGL<sup>[14]</sup> 进行对比, 各算法的控制参数设置采用相应原文献中的推荐值. 所有算法在 10 个标准 Benchmark 测试函数上进行 30 次独立运行实验, 所有函数维数取  $D=30$ , 具体函数见附录 A. 所有实验在硬件配置为 Pentium CPU 2.60 GHz、内存 1 GB 的计算机上进行, 程序采用 Matlab 7.0 编写.

表1 30次独立运行的最优解平均值及标准差

Table 1 Average and the standard deviation of the best-of-run solution for 30 independent runs

函 数	最大函数调用次数	平均最优值 (标准偏差)				
		p-ADE	DEGL	MDE	jDE	CLPSO
$f_1$	5.0E+05	6.653 9E-299 (1.186E-296)	3.616 7E-40 (3.328E-38)	4.817 9E-22 (3.176E-22)	1.457 5E-17 (4.109E-15)	5.871 9E-11 (3.066E-08)
$f_2$	5.0E+05	6.570 2E-52 (5.161E-52)	5.375 8E-21 (4.014E-20)	1.992 0E-02 (2.968E-01)	1.130 0E-03 (4.456E-02)	7.337 3E-07 (1.997E-04)
$f_3$	5.0E+05	1.680 1E-302 (4.07 4E-302)	3.724 0E-136 (2.770E-136)	4.272 0E-28 (8.129E-27)	5.425 5E-28 (6.809E-27)	6.885 7E-07 (7.440E-05)
$f_4$	5.0E+05	2.705 0E-51 (2.640E-51)	4.531 6E-10 (8.318E-09)	5.343 0E-01 (2.012E-01)	1.452 5E-01 (3.751E-01)	4.645 3E+03 (5.032E-00)
$f_5$	5.0E+05	5.553 0E-07 (2.436E-07)	8.370 8E-04 (6.337E-04)	7.742 0E-03 (3.398E-02)	7.400 0E-03 (5.292E-02)	2.730 0E-02 (3.284E-01)
$f_6$	5.0E+05	0.000 0E+00 (0.000E+00)	1.480 0E-02 (2.914E-02)	2.037 2E-41 (1.338E-40)	3.426 0E-40 (5.789E-36)	8.700 0E-05 (3.759E-04)
$f_7$	5.0E+05	-1.828 5E-06 (2.071E-06)	-1.828 5E-06 (4.002E-06)	-1.828 5E-06 (2.071E-06)	-1.828 5E-06 (5.138E-05)	1.305 9E-05 (3.215E-05)
$f_8$	5.0E+05	0.000 0E+00 (0.000E+00)	1.989 9E+01 (1.891E+01)	0.000 0E+00 (0.000E+00)	0.000 0E+00 (0.000E+00)	1.003 8E+00 (9.784E-01)
$f_9$	5.0E+05	0.000 0E+00 (0.000E+00)	3.700 0E+01 (3.367E-01)	0.000 0E+00 (0.000E+00)	7.976 9E-03 (3.376E-02)	2.087 9E+00 (1.216E-00)
$f_{10}$	5.0E+05	0.000 0E+00 (0.000E+00)	7.792 0E-05 (3.021E-05)	4.926 7E-06 (2.965E-05)	3.952 5E-04 (5.083E-03)	5.662 7E-04 (2.047E-03)

实验结果如表1所示,表中统计了各算法30次独立运行后函数评价次数达到最大值时的全局最优解精度,包括平均最优解精度和标准差(括号内).实验结果表明,p-ADE在所有测试函数上的全局最优解精度与其他4种算法相比具有明显优势.

3.2 基于 p-ADE 的干线信号调控实验分析

为验证提出的基于 p-ADE 算法的干线信号协调控制方法的有效性,这里进行了仿真实验,并与定相位差控制法<sup>[5]</sup>、基于多种群免疫算法的控制方法<sup>[6]</sup>进行比较.

为保证比较实验的公平性,采用与文献[6]相同的三交叉口模拟实验干线系统,两路段距离分别为 $l_1=500\text{ m}$ 和 $l_2=400\text{ m}$ ,系统周期 $T$ 取三交叉口最大公共周期80 s,干线饱和流量为4 500 veh/h,车流行驶平均速度35 km/h.多种群免疫算法的参数设置参照原文献,定相位差控制法取 $\varphi_{1,2}=52\text{ s}$ , $\varphi_{3,2}=42\text{ s}$ .干线各交叉口在10个周期的流量数据如表2所示.

表2 交叉口10个周期的交通流量  
Table 2 Traffic flow of the intersection in 10 cycles

周期	$q_{u21}/(\text{veh/h})$	$q_{u32}/(\text{veh/h})$	$q_{d12}/(\text{veh/h})$	$q_{d23}/(\text{veh/h})$
1	1 600	1 849	1 738	1 965
2	1 731	1 617	1 863	1 739
3	1 849	1 956	1 631	1 738
4	1 605	1 840	1 811	1 926
5	1 617	1 863	1 855	1 735
6	1 849	1 950	1 631	1 755
7	1 755	1 720	1 820	1 945
8	1 825	1 865	1 753	1 632
9	1 602	1 833	1 725	1 944
10	1 988	1 823	1 702	1 614

统计3种方法在10个周期上的实验结果,如表3和图3所示.表3中记录了10个周期内定相位差控制法、基于多种群免疫控制法和基于p-ADE控制法在30次独立实验中所取得的干线车辆平均最小延误值及相应的相位差值.从统计数据中不难看出,本文提出的基于p-ADE算法的干线信号协调控制方法能够显著减少干线交通流的平均延误.此外,在三交叉口模拟干线系统的优化中,p-ADE算法在各周期上的平均耗时为0.638 s,满足动态实时控制的需求.

需求.

表3 30次独立测试的平均最小延误及相位差  
Table 3 Average minimum delay and phase difference in 30 independent runs

周期	定相位差控制	多种群免疫优化控制			P-ADE 优化控制		
	延误/s	$\varphi_{1,2}/\text{s}$	$\varphi_{3,2}/\text{s}$	延误/s	$\varphi_{1,2}/\text{s}$	$\varphi_{3,2}/\text{s}$	延误/s
1	231.15	38.9	46.8	176.46	41.28	39.89	120.40
2	231.18	35.5	39.2	151.71	41.28	39.88	120.39
3	248.72	37.4	41.8	156.47	41.69	39.88	134.02
4	255.08	39.9	37.5	119.39	39.16	40.09	111.45
5	258.77	38.2	39.5	113.12	39.06	40.09	112.08
6	262.96	40.6	42.7	135.29	40.37	39.87	127.62
7	279.81	46.8	40.7	176.27	38.64	40.08	116.44
8	281.93	42.1	36.8	145.92	39.52	40.16	127.55
9	293.40	43.6	38.5	146.21	38.45	39.94	119.64
10	294.72	40.3	42.8	136.25	39.09	40.09	128.40

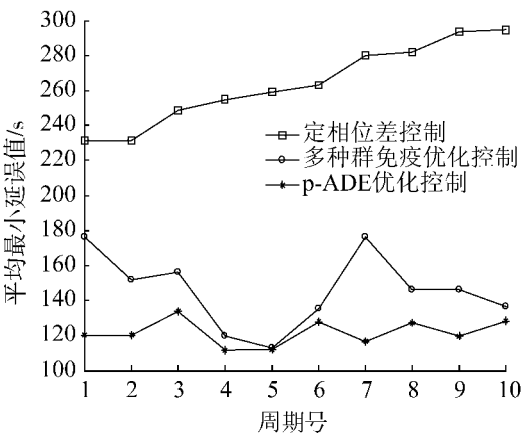


图3 干线交通车辆平均最小延误对比  
Fig.3 Comparison of average minimum delay of arterial traffic

图3绘制了3种控制方法在30次独立实验中取得的平均最小延误对比曲线,从图中可以看出,相比较于其他2种控制方法,基于p-ADE的优化控制方法使得各周期内的平均最小延误值始终保持在较优水平,算法具有较强的稳定性.由此可见,本文提出的基于p-ADE算法的干线信号协调控制方法是可行有效的,该方法能够稳定有效地减少车辆延误,提高城市干线交通的通行能力,达到交通信号优化控制的目的,对比传统控制方法能够更好地适应交通流的变化.

## 4 结束语

针对现有基于传统智能优化算法(如遗传算法、免疫算法等)的城市干线交通信号协调优化控制方法效率低、稳定性差、易陷入局部最优等问题,提出了一种动态自适应差分进化算法 p-ADE,通过改进 DE 算法的变异策略和参数动态自适应调整策略提高算法的收敛精度和速度,从而在城市干线双

向交通信号的协调优化控制中获得更优的交通流平均最小延误. 通过与其他协调优化控制方法对比,实验结果表明, p-ADE 算法在收敛精度和鲁棒性上均具有明显优势,为城市干线交通信号协调控制提供了新的方法和思路. 然而,本文研究的干线交通系统信号协调控制在实际应用中还存在覆盖范围上的局限性,因此下一步的研究方向为智能化的区域交通流信号控制.

## 附录 A

表 A1 测试函数集  
Table A1 Test functions sets

函 数	数学表达式	$D$	初始化范围	最优值
$f_1$ : Sphere function	$f_1(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	30	$-100 \leq x_i \leq 100$	$f_1(0) = 0$
$f_2$ : Schwefel's problem 1.2	$f_2(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^D \left( \sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	30	$-100 \leq x_j \leq 100$	$f_2(0) = 0$
$f_3$ : High conditioned elliptic function	$f_3(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^D (10^6)^{\frac{i-1}{D-1}} x_i^2$	30	$-100 \leq x_i \leq 100$	$f_3(0) = 0$
$f_4$ : Schwefel's problem 1.2 with noise	$f_4(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^D \left( \sum_{j=1}^i x_j \right)^2 \times (1 + 0.4  N(0,1) )$	30	$-100 \leq x_j \leq 100$	$f_4(0) = 0$
$f_5$ : Noisy quadratic function	$f_5(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^D ix_i^4 + \text{rand}[0,1)$	30	$-1.28 \leq x_i \leq 1.28$	$f_5(0) = 0$
$f_6$ : Griewank's function	$f_6(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^D \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$0 \leq x_i \leq 600$	$f_6(1) = 0$
$f_7$ : Ackley's function	$f_7(\mathbf{X}) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	30	$-32 \leq x_i \leq 32$	$f_7(0) = 0$
$f_8$ : Rastrigin's function	$f_8(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	30	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$	$f_8(0) = 0$
$f_9$ : Noncontinuous Rastrigin's function	$f_9(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^D (z_i^2 - 10 \cos(2\pi z_i) + 10),$ $z_i = \begin{cases} x_i, & \text{if }  x_i  < 0.5; \\ \text{round}(2x_i)/2, & \text{else.} \end{cases}$	30	$-5.12 \leq x_i \leq 5.12$	$f_9(0) = 0$
$f_{10}$ : Weierstrass function	$f_{10}(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^D \left( \sum_{k=0}^{k_{\max}} [a^k \cos(2\pi b^k (x_i + 0.5))] \right) - D \sum_{k=0}^{k_{\max}} [a^k \cos(2\pi b^k \times 0.5)],$ $a = 0.5, b = 3, k_{\max} = 20.$	30	$-0.5 \leq x_i \leq 0.5$	$f_{10}(0) = 0$

## 参考文献:

- [1] 李晓红. 城市干线交通信号协调优化控制及仿真[D]. 大连:大连理工大学, 2007: 22-47.

LI Xiaohong. Urban arterial traffic signal coordination control and simulation[D]. Dalian: Institute of Technology of Dalian, 2007: 22-47.

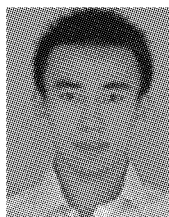
- [2] 陈小锋. 城市交通信号动态优化控制技术研究[D]. 西

- 安:西北工业大学, 2003: 25-56.
- CHEN Xiaofeng. Research on dynamic optimization and control techniques for urban traffic signal[D]. Xi'an:North-western Polytechnical University, 2003: 25-56.
- [3] 王东. 城市干线交通信号协调控制研究[D]. 西安:长安大学, 2010: 28-66.
- WANG Dong. The study of urban arterial traffic signal coordination control based on genetic algorithm[D]. Xi'an: Chang'an University, 2010: 28-66.
- [4] 沈国红. 城市道路交通智能控制技术研究[D]. 杭州:浙江大学, 2004: 33-58.
- SHEN Guohong. A study on intelligent control technique for urban traffic[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2004: 33-58.
- [5] 朱晓燕. 城市干线交通流仿真研究及软件设计[D]. 南京:东南大学, 2005: 25-68.
- ZHU Xiaoyan. Simulation research and software design of urban trunk road traffic flow[D]. Nanjing: Southeast University, 2005: 25-68.
- [6] 徐建伟. 基于免疫算法的城市干线交通信号协调控制研究[D]. 湘潭:湘潭大学, 2008: 21-86.
- XU Jianwei. Urban arterial traffic signal coordination control research based on immune algorithm[D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2008: 21-86.
- [7] 顾榕, 曹立明, 王小平. 基于改进免疫遗传算法的交通信号优化控制[J]. 模式识别与人工智能, 2006, 19(3): 331-337.
- GU Rong, CAO Liming, WANG Xiaoping. The optimization for traffic signal based on improved immune genetic algorithm[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2006, 19(3): 331-337.
- [8] 李乐, 史忠科. 基于遗传算法改进的交通干线信号优化研究[J]. 计算机仿真, 2009, 26(1): 260-263.
- LI Le, SHI Zhongke. Traffic trunk road signal optimization based on an improved genetic algorithm[J]. Computer Simulation, 2009, 26(1): 260-263.
- [9] 付绍昌, 黄辉先, 肖业伟, 等. 自适应变异粒子群算法在交通控制中的应用[J]. 系统仿真学报, 2007, 19(7): 1562-1564, 1612.
- FU Shaochang, HUANG Huixian, XIAO Yewei, et al. Application of adaptive mutation-particle swarm optimization algorithm in traffic control[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(7): 1562-1564, 1612.
- [10] PRICE K, STORN R M, LAMPINEN J A. Differential evolution: a practical approach to global optimization[M]. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2005.
- [11] 吴亮红. 差分进化算法及应用研究[D]. 长沙:湖南大学, 2007: 24-89.
- WU Lianghong. The research and application of differential evolution algorithm[D]. Changsha: Hunan University, 2007: 24-89.
- [12] ZAHARIE D. Critical values for the control parameters of differential evolution algorithms[C]//Proceedings of the 8th International Conference on Soft Computing. Brno, Czech Republic, 2002: 62-67.
- [13] LAMPINEN J, ZELINKA I. On stagnation of the differential evolution algorithm[C]//Proceedings of the 6th International Conference on Soft Computing. Brno, Czech Republic, 2000: 76-83.
- [14] FAN Huiyuan, LAMPINEN J. A trigonometric mutation operation to differential evolution[J]. Journal of Global Optimization, 2003, 27(1): 105-129.

#### 作者简介:



毕晓君,女,1964年生,教授,博士生导师,博士. 主要研究方向为智能信息处理、智能优化算法理论及应用. 先后承担“十一·五”预研项目、国家自然科学基金项目以及省部级科研项目12项,曾获省部级科学技术进步二等奖3项、三等奖4项. 发表学术论文51篇,其中被EI检索23篇、ISTP检索5篇,出版专著3部,获国家发明专利授权1项.



刘国安,男,1983年生,助理研究员,博士研究生,主要研究方向为智能优化算法理论及应用. 参与国家自然科学基金项目1项,发表学术论文5篇,其中被EI检索4篇.



肖婧,女,1985年生,讲师,博士,主要研究方向为智能信息处理、智能优化算法理论及应用. 承担辽宁省教育厅项目1项、辽宁省科技厅博士科研启动基金项目1项,发表学术论文7篇,其中被SCI检索2篇、EI检索4篇.