

控制与决策

Control and Decision



基于改进萤火虫算法的区域交通信号配时优化

柳长源, 任宇艳, 毕晓君

引用本文:

柳长源, 任宇艳, 毕晓君. 基于改进萤火虫算法的区域交通信号配时优化[J]. 控制与决策, 2020, 35(12): 2829–2834.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1835>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

异构网络中基于鸽群优化算法的D2D资源分配机制

Resource allocation for D2D based on pigeon-inspired optimization algorithm in heterogeneous networks

控制与决策. 2020, 35(12): 2959–2967 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0526>

一种基于双编码遗传算法的机动微波接力网组网方法

Mobile microwave relay network construction method based on double coding genetic algorithm

控制与决策. 2020, 35(12): 2915–2922 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0347>

融合长短时记忆机制的机械臂多场景快速运动规划

Multi-scene rapid motion planning combining with long and short time memory mechanisms for manipulators

控制与决策. 2020, 35(12): 2968–2976 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2018.1387>

基于搜索空间划分与Canopy K-means聚类的种群初始化方法

Population initialization based on search space partition and Canopy K-means clustering

控制与决策. 2020, 35(11): 2767–2772 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0358>

复合类别航站楼分配问题的改进和声搜索算法

Solving composite airport gate allocation problem with improved harmony search

控制与决策. 2020, 35(11): 2743–2751 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0242>

基于改进萤火虫算法的区域交通信号配时优化

柳长源^{1†}, 任宇艳¹, 毕晓君²

(1. 哈尔滨理工大学 电气与电子工程学院, 哈尔滨 150080;

2. 哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 哈尔滨 150001)

摘要: 城市的快速机动化导致道路资源供需失衡愈加严重, 目前使用的交通信号定时控制方式无法根据交通流的变化调整信号配时, 降低了路网运行效率. 针对区域内多路交通信号配时优化问题, 提出一种基于改进萤火虫算法的求解方法, 以多路信号各相位的绿灯时长作为控制变量, 建立以区域总延误最小为目标的规划模型进行优化. 针对标准萤火虫算法存在的优化精度不高、容易陷入局部最优的问题, 提出一种驱散机制, 同时在种群进化过程中引入变异操作进行改进. 利用 5 个标准测试函数进行实验验证, 实验结果表明, 改进的萤火虫算法能够提高求解的精度和稳定性. 最终以典型多路口区域为例, 将改进的萤火虫算法应用在区域配时优化问题上, 通过对比实验表明求解的有效性.

关键词: 区域信号配时优化; 总延时; 改进萤火虫算法; 变异操作; 驱散机制; 驱散半径

中图分类号: TP183

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.1835

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 柳长源, 任宇艳, 毕晓君. 基于改进萤火虫算法的区域交通信号配时优化[J]. 控制与决策, 2020, 35(12): 2829-2834.

Timing optimization of regional traffic signals based on improved firefly algorithm

LIU Chang-yuan^{1†}, REN Yu-yan¹, BI Xiao-jun²

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China; 2. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China)

Abstract: The rapid motorization of cities leads to the increasingly serious imbalance between the supply and demand of road resources, the current timing control method of traffic signals cannot adjust the signal timing according to changes in traffic flow, thus reducing the efficiency of the road network. In order to optimize the timing of multiple traffic signals in the area, a solution method based on the improved firefly algorithm is proposed, the green light duration of each phase of the multi-intersection signal is used as a control variable, and a planning model with the minimum total delay in the region as the objective is optimized. Aiming at the problems such as the low optimization accuracy of standard firefly algorithms and the possibility of falling into a local optimum, a dispersal mechanism and mutation operations are introduced during the evolution of the population for improvement. Five standard test functions are used for experimental verification, experimental results show that the improved firefly algorithm can improve the accuracy and stability of the solution. Finally, taking a typical multi-intersection region as an example, the improved firefly algorithm is applied to the optimization problem of regional timing, and the effectiveness of the solution is proved through comparative experiments.

Keywords: regional signal timing optimization; total delay; improved firefly algorithm; mutation operation; dispersal mechanism; dispersal radius

0 引言

伴随城市经济的迅速发展, 城市人口规模不断增加, 各类交通需求的持续增长使城市机动化率也呈现高速增长趋势^[1]. 快速机动化导致道路资源的供需失

衡日益严重, 交通拥堵已成为交通管理亟待解决的共性难题. 目前, 很多城市的路口信号控制方式为多时段定时控制, 该方式通过研究历史交通数据, 将一天的时长划分为多个时段, 根据交通流特征的不同计算

收稿日期: 2019-12-30; 修回日期: 2020-03-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目(51779050).

责任编辑: 魏秀琨.

[†]通讯作者. E-mail: liuchangyuan@hrbust.edu.cn.

不同的配时方案. 因为交通流在局部时段的变化受各种因素影响, 已不再具有很强的规律性; 而定时控制方式无法根据交通流的随机变化调整信号配时, 所以取得的控制效果大不如前. 如何实现交通信号的智能配时是一个较难解决的问题, 而且城市道路错综复杂, 路口间又具有一定的关联性, 相邻路段之间容易出现溢流现象, 溢流持续时间过长又会引发其他路口车辆排队异常, 进而导致局部区域路网瘫痪, 此时单独对某个路口进行优化控制并不能从根本上解决问题.

随着智能交通系统^[2]的不断发展, 许多学者开始利用神经网络、模糊控制、群智能算法等完善交通信号控制^[3-6], 但神经网络模型的逼近和推广能力与学习样本的典型性密切相关, 在区域配时问题中选取典型样本组成训练集较为困难. 模糊控制中模糊子集及隶属度函数的选择大多依赖于经验, 模糊规则难以建立. 鉴于此, 本文提出区域交通信号配时方法, 并基于群智能算法——萤火虫算法实现. 由于萤火虫算法本身存在优化精度不高、容易陷入局部最优等问题, 为更好地实现区域交通信号的智能配时, 对萤火虫算法进行改进, 引入变异操作和驱散机制, 提高求解的精度和可靠性.

1 萤火虫算法及其改进思想

1.1 萤火虫算法的基本思想

萤火虫算法(firefly algorithm, FA)是一种新型的群智能算法, 其思想来源于萤火虫的生物学特性. 该算法具备结构简单、所需参数少、具有较好的寻优搜索能力等优点, 被广泛应用于网络优化^[7]、测试^[8]、工程技术^[9]等领域.

FA搜索过程与萤火虫个体的两个重要参数有关: 亮度和相互吸引度. 萤火虫*i*的荧光亮度可表示为

$$I_i = I_{0i} e^{-\gamma \cdot r_{ij}^2}. \quad (1)$$

其中: I_{0i} 为萤火虫*i*的绝对亮度, 对应萤火虫*i*所处位置的目标函数值; γ 为光吸收系数, 一般取固定值; r_{ij} 为萤火虫之间的距离, 有

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2}. \quad (2)$$

萤火虫*i*对萤火虫*j*的吸引力表示为

$$\beta_{ij}(r_{ij}) = \beta_0 e^{-\gamma \cdot r_{ij}^2}, \quad (3)$$

其中 β_0 为最大吸引度因子, 表示光源处($r = 0$)萤火虫的吸引力, 通常 $\beta_0 = 1$.

寻优过程中, 萤火虫*j*被萤火虫*i*吸引, 向*i*移动

的位置更新过程为

$$X_j(t+1) = X_j(t) + \beta_{ij}(r_{ij}) \cdot (X_i(t) - X_j(t)) + \alpha \cdot (\text{rand} - 1/2). \quad (4)$$

其中: t 为算法迭代次数; $X_j(t+1)$ 为萤火虫*j*在第 $t+1$ 次迭代时的位置; α 为步长因子, 取 $[0, 1]$ 内的常数; rand 为 $[0, 1]$ 上服从均匀分布的随机因子.

在FA搜索过程中, 每个萤火虫个体具有不同的荧光亮度, 同时会向着较亮的萤火虫移动. 经过多次群体运动后, 萤火虫个体将集合于荧光亮度最强的萤火虫周围, 完成寻优.

1.2 驱散机制

在实际应用问题中, 很多待优化目标可能具有多峰、高维等特点, 因此可能存在大量局部极值点, 标准萤火虫算法在对这类问题进行求解时很容易早熟收敛, 产生这种现象的原因是标准萤火虫算法中的萤火虫个体不具备变异特性, 一旦陷入局部最优便无法跳出.

针对标准算法的缺点, 众多学者进行了改进, 包括引入自适应参数^[10]、混沌映射^[11-13]等, 在一定程度上避免了早熟收敛的问题, 但增加了新的参数, 算法复杂度也有所提升.

基于标准萤火虫算法的进化计算模式, 提出一种改进进化模型的萤火虫算法, 通过引入变异操作和驱散机制提高全局寻优能力, 既保持原有算法的简单结构, 又能提高寻优精度和稳定性. 具体改进措施如下: 萤火虫种群进化出现停滞, 即可看作陷入局部最优, 其主要特征是经过连续的多次迭代, 种群最优值仍未发生变化. 设定在连续 N 次迭代全局最优值未发生变化时, 判定为已经陷入局部最优, N 可根据实际应用需求确定. 在判定陷入局部最优以后, 对当前全局范围内的最亮萤火虫进行柯西变异, 同时驱散最亮萤火虫一定半径范围内的其他萤火虫, 使其重新进行寻优.

柯西分布函数在原点处的峰值较小但在两端的分布较长, 这样的特征使其能够产生与原点相距较远的随机数, 因此采用柯西变异使最亮萤火虫个体跳出局部最优的束缚. 变异公式如下所示:

$$X_i = X_i \cdot (1 + \text{Cauchy}(0, 1)), \quad (5)$$

其中 $\text{Cauchy}(0, 1)$ 为服从标准柯西分布的随机变量. 标准柯西分布公式如下所示:

$$f(x) = \frac{1}{\pi} \left(\frac{1}{x^2 + 1} \right). \quad (6)$$

对最亮萤火虫进行柯西变异后, 需要对聚集在其周围的其他萤火虫进行驱散. 由式(3)可知, 萤火虫间

的吸引度随距离的增加快速减小,距最亮萤火虫较远的个体受其约束较小,不考虑对这部分个体进行驱散,由此确定驱散半径 r_s ,过程如下。

首先计算最亮萤火虫 X_l 和其他个体的空间距离,将距离从小到大进行排序,假设排序结果为 $X_1, X_2, \dots, X_n$ 。依次比较 X_2 与 X_1, X_3 与 $X_2, \dots, X_n$ 与 X_{n-1} 之间的亮度值,分析可知,最亮萤火虫周围聚集的个体,亮度值呈依次减小的趋势。当寻找到萤火虫 X_{i+1} 亮度值大于其前一只萤火虫 X_i 时,证明已经不在最亮萤火虫的影响范围内。以 X_{i+1} 和 X_i 中间点到最亮萤火虫的距离作为驱散半径,有

$$r_s = r_{li+1} - \frac{r_{ii+1}}{2}. \quad (7)$$

对最亮萤火虫半径 r_s 内其他萤火虫的驱散方法为

$$X_i = X_i \cdot \text{rand} \cdot s, \quad (8)$$

其中 s 为驱散程度^[14]。

在萤火虫种群进化过程中,全局最优值的存在范围随种群运动次数的增加而减小,因此驱散程度也要作相应变化,如下所示:

$$s = \text{int} \left(\frac{20}{1 + \exp(T_{\text{scat}}/20)} \right), \quad (9)$$

其中 T_{scat} 为每次驱散后算法的迭代次数。

改进萤火虫算法流程如图1所示。

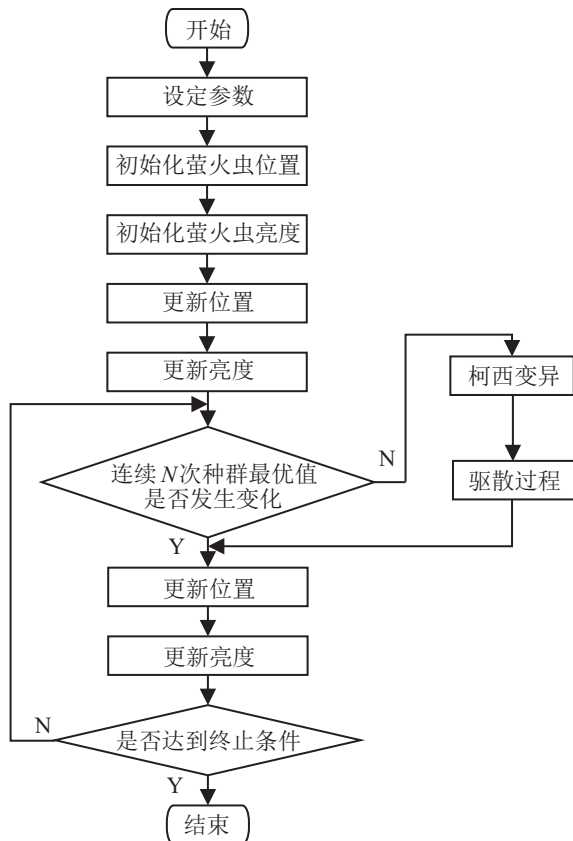


图1 改进萤火虫算法流程

改进萤火虫算法搜索过程如下。

step 1: 设置算法参数,包含萤火虫种群大小、求解问题维度、光强吸收系数、步长因子、最大吸引度因子、迭代次数;

step 2: 初始化萤火虫种群;

step 3: 由式(1)和(3)计算各萤火虫的亮度和吸引度,记录最优个体,萤火虫个体根据式(4)确定移动方向;

step 4: 判断种群是否陷入局部最优,当连续 N 次迭代未更新全局最优值时,对最亮萤火虫进行柯西变异,进入驱散过程;

step 5: 达到最大迭代次数以后,算法完成,输出结果,否则转至step 3。

2 交通信号配时问题应用

2.1 优化模型

交通信号配时的主要目的在于提高交通效率,目前广泛应用于配时优化的群智能算法包含遗传算法、粒子群算法等。遗传算法借鉴了进化生物学中的一些现象,对于一个最优化问题,选取一定数量的候选解进行抽象表示(称为染色体),经过遗传、突变、选择以及杂交等过程向更好的解进化。粒子群算法比遗传算法规则更简单,从随机解出发,共享群体中的个体信息,通过追随当前搜索到的最优值寻找全局最优。

交通效率的评价指标主要包括通行能力、延误、通过带宽、排队长度等。为合理利用有限的道路资源,满足更多的出行需求,选择延误作为优化目标。路口车辆的平均延误时间可表示为

$$d = \frac{C(1-\lambda)^2}{2(1-\lambda x)} + \frac{x^2}{2q(1-x)}. \quad (10)$$

其中

$$\lambda = \frac{t_g}{C}, \quad (11)$$

$$x = \frac{q}{S}, \quad (12)$$

C 为信号周期, λ 为有效绿信比, x 为饱和度, q 为路口的实际车流量, t_g 为有效绿灯时间, S 为路口的饱和流率。

区域总延误时间最小的优化函数表示为

$$O_d = \min \sum_n \sum_i \left[\frac{C(1-\lambda_i^n)^2}{2(1-\lambda_i^n x_i^n)} + \frac{(x_i^n)^2}{2q_i^n(1-x_i^n)} \right] \cdot q_i^n. \quad (13)$$

其中: n 为路口个数, i 为相位数。

在一个控制周期内,各方向交通流获得通行权时

对应的控制信号的状态称为相位. 根据实际情况, 规定在优化求解过程中每个相位都存在最短绿灯时长和最长绿灯时长, 保证每个相位在一个周期内都能获得通行权, 求解的约束条件为

$$\begin{aligned} t_{gi}^{\min} &\leq t_{gi} \leq t_{gi}^{\max}, \\ C_{\min} &\leq C \leq C_{\max}. \end{aligned} \tag{14}$$

2.2 改进萤火虫算法求解过程

基于改进萤火虫算法的交通信号配时求解问题的假设条件如下: 信号周期不考虑黄灯时间, 相邻相位之间无时间间隔, 一个相位结束即为下一个相位的开始. 在配时问题求解中, 每个萤火虫代表一种配时方案, 萤火虫的亮度值即代表区域总延误情况. 计算过程如图2所示.

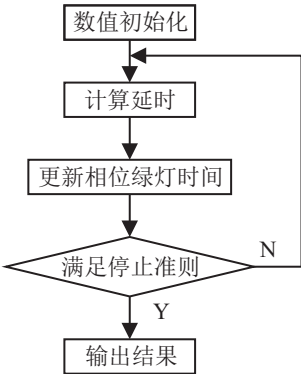


图2 配时问题求解过程

具体求解过程如下.

- step 1: 给定各相位绿灯时长范围, 初始化改进萤火虫算法的各项参数;
- step 2: 根据区域配时优化模型初始化萤火虫种群的各项参数;
- step 3: 种群进化, 进化过程如第1.2节所述;
- step 4: 当达到最大迭代次数时算法停止, 选择最优萤火虫个体对应的信息作为近似最优解.

3 实验仿真与结果分析

3.1 改进FA的实验分析

在5个标准测试函数上对改进萤火虫算法和标准萤火虫算法进行对比分析. 仿真实验环境基于Windows 7操作系统, 2.5 G主频的Intel处理器, 8 G内存, 使用Matlab R2015a进行编程仿真.

1) Sphere Model函数(f_1)

$$\min f_1(x) = \sum_{i=1}^d x_i^2.$$

2) Rastrigin函数(f_2)

$$\min f_2(x) = \sum_{i=1}^d [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10].$$

3) Ackley函数(f_3)

$$\begin{aligned} \min f_3(x) = & -20 \exp \left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{d} \sum_{i=1}^d x_i^2} \right) - \\ & \exp \left(\frac{1}{d} \sum_{i=1}^d \cos(2\pi x_i) \right) + 20 + e. \end{aligned}$$

4) Griewank函数(f_4)

$$\min f_4(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^d x_i^2 - 5 \prod_{i=1}^d \cos \left(\frac{x_i}{\sqrt{i}} \right) + 1.$$

5) Rosenbrock函数(f_5)

$$\min f_5(x) = \sum_{i=1}^d [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2].$$

各测试函数的具体参数设置如表1所示.

表1 测试函数参数设置

测试函数	维度	寻优空间	目标值 (最小值)
f_1	2	$(-100, 100)$	0
f_2	2	$(-30, 30)$	0
f_3	15	$(-100, 100)$	0
f_4	30	$(-100, 100)$	0
f_5	30	$(-50, 50)$	0

在对比实验中, 萤火虫种群数目取25, 迭代次数为200次. 算法的参数设置为: $\beta_0 = 1, \alpha = 0.4, \gamma = 1, N = 5$. 对进化过程进行比较, 结果如图3所示.

由图3可见, 改进萤火虫算法具有更高的寻优精度, 能够搜索到全局最优解. 为了进一步证明改进后算法的有效性, 对每个标准函数独立测试30次, 测试结果如表2所示.

表2 测试实验结果对比

算法	测试函数	最优值	最差值	平均值	标准差
FA	f_1	3.04e-4	4.97e-4	4.01e-4	4.87e-5
改进FA		5.03e-6	5.43e-5	5.17e-5	9.32e-7
FA	f_2	2.24e-3	2.14e-2	8.86e-3	5.47e-3
改进FA		7.03e-4	1.30e-3	1.05e-3	1.32e-4
FA	f_3	5.49e-1	6.27e-1	5.89e-1	2.10e-2
改进FA		4.91e-2	4.97e-2	4.93e-2	1.32e-4
FA	f_4	1.97e-1	5.84e-1	2.43e-1	8.20e-2
改进FA		9.13e-3	1.63e-1	1.33e-1	1.70e-2
FA	f_5	3.72e+2	2.89e+3	2.41e+3	3.66e+1
改进FA		2.35e+2	3.36e+2	2.98e+2	2.44e+1

由表2可见, 改进萤火虫算法综合性能较高, 标准差均低于标准萤火虫算法, 显示了其较稳定的寻优过程.

3.2 区域配时算例分析

考虑如图4所示的典型区域网络, 各路口信息如表3所示. 设定直行相位最小绿灯时间为30 s, 最大绿灯时间为60 s, 左转相位最小绿灯时间为20 s, 最大绿

灯时间为45 s. 萤火虫种群规模设定为25, 迭代次数为500. 算法的参数设置为: $\beta_0 = 1, \alpha = 0.4, \gamma = 1, N = 5$.

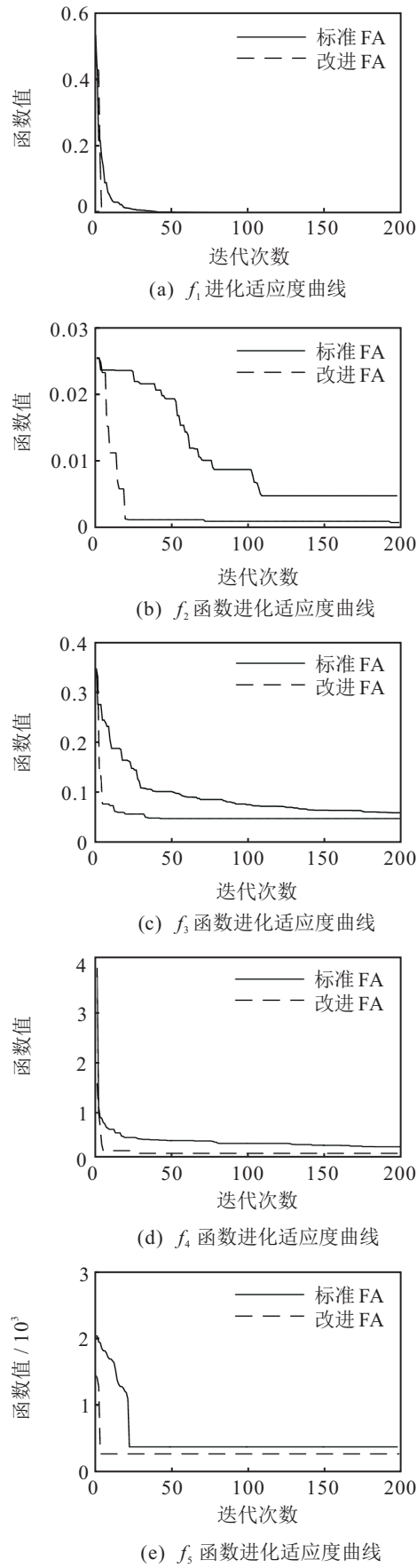


图3 5种标准函数进化适应度曲线



图4 区域网络结构

表3 各路口信息

路口	相位1	相位2	相位3	相位4
	车流量 (辆/h)	车流量 (辆/h)	车流量 (辆/h)	车流量 (辆/h)
I_1	736	304	622	256
I_2	924	242	720	230
I_3	452	284	1 084	350
I_4	1 100	426	708	242

使用遗传算法、粒子群算法、萤火虫算法求解得到的配时方案作为对比组如表4~表6所示,使用改进后萤火虫算法求解得到的配时方案如表7所示,单位均为s. 遗传算法参数设置如下:种群规模为25,迭代次数为500,交叉概率为0.9,变异概率为0.01. 粒子群算法参数设置如下:种群规模为25,迭代次数为500,学习因子均为2,惯性权重为0.8. 可以看出,使用改进后萤火虫算法求解得到的配时方案效果更好.

表4 遗传算法求解的优化配时方案

路口	时长				总延误
	相位1	相位2	相位3	相位4	
I_1	43	41	51	38	132.90
I_2	39	38	39	41	
I_3	58	33	46	35	
I_4	44	44	47	35	

表5 粒子群算法求解的优化配时方案

路口	时长				总延误
	相位1	相位2	相位3	相位4	
I_1	41	31	42	35	128.78
I_2	48	43	57	35	
I_3	37	34	53	35	
I_4	41	35	59	36	

表6 标准萤火虫算法求解的优化配时方案

路口	时长				总延误
	相位1	相位2	相位3	相位4	
I_1	57	27	59	39	124.82
I_2	51	21	52	43	
I_3	43	20	43	39	
I_4	52	32	43	34	

表7 改进萤火虫算法求解的优化配时方案

路口	时长				总延误
	相位1	相位2	相位3	相位4	
I_1	51	31	36	38	103.67
I_2	47	22	38	24	
I_3	47	24	40	25	
I_4	49	21	31	23	

4 结 论

本文针对萤火虫算法容易陷入局部最优、优化精度不高的问题,将变异操作与驱散机制引入标准萤火虫算法中,以提高算法求解的精度和稳定性. 针对区域交通信号配时问题,建立总延误最小的配时模型,以信号各相位绿灯时长为变量,运用改进后的萤火虫算法进行求解. 实验结果表明,改进后的萤火虫算法能够更有效地实现区域信号配时,使交通延时明显减少.

参考文献(References)

[1] 雷洋, 黄承锋. 城市交通拥堵治理的研究综述和建议[J]. 综合运输, 2018, 40(4): 8-11.
(Lei Y, Huang C F. Literature review and management expectation on the alleviating urban traffic congestion[J]. China Transportation Review, 2018, 40(4): 8-11.)

[2] Liakou H M. An overview on transports and ITS[J]. Communications in Computer and Information on Science, 2010, 112: 343-345.

[3] 李松, 刘力军, 解永乐. 遗传算法优化BP神经网络的短时交通流混沌预测[J]. 控制与决策, 2011, 26(10): 1581-1585.
(Li S, Liu L J, Xie Y L. Chaotic prediction for short-term traffic flow of optimized BP neural network based on genetic algorithm[J]. Control and Decision, 2011, 26(10): 1581-1585.)

[4] 闫东宇, 邢双云, 操峻岩, 等. 交通信号灯优化控制[J]. 科技与创新, 2018(3): 16-18.
(Yan D Y, Xing S Y, Cao J Y, et al. Optimized control of traffic lights[J]. Science and Technology & Innovation, 2018(3): 16-18.)

[5] 龙小强, 李捷, 陈彦如. 基于深度学习的城市轨道交通短时客流量预测[J]. 控制与决策, 2019, 34(8): 1589-1600.
(Long X Q, Li J, Chen Y R. Metro short-term traffic flow prediction with deep learning[J]. Control and Decision, 2019, 34(8): 1589-1600.)

[6] 张文泉. 城市区域交通信号智能控制算法分析与研究[D]. 成都: 西南交通大学信息科学与技术学院, 2016: 16-26.
(Zhang W Q. Analysis and research on intelligent control algorithm of urban area traffic signal[D]. Chengdu:

School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, 2016: 16-26.)

[7] Samadianfard S, Ghorbani M A, Mohammadi B. Forecasting soil temperature at multiple-depth with a hybrid artificial neural network model coupled-hybrid firefly optimizer algorithm[J]. Information Processing in Agriculture, 2018, 5(4): 465-476.

[8] Srivatsava P R, Mallikarjun B, Yang X S. Optimal test sequence generation using firefly algorithm[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2013, 8: 44-53.

[9] Pradhan P C, Sahu R K, Panda S. Firefly algorithm optimized fuzzy PID controller for AGC of multi-area multi-source power systems with UPFC and SMES[J]. International Journal of Engineering Science and Technology, 2016, 19(1): 338-354.

[10] Wang H, Zhou X, Sun H, et al. Firefly algorithm with adaptive control parameters[J]. Soft Computing, 2017, 21(17): 5091-5102.

[11] Gandomi A H, Yang X S, Talatahari S, et al. Firefly algorithm with chaos[J]. Communications in Nonlinear Science & Numerical Simulation, 2013, 18(1): 89-98.

[12] 李肇基, 程科, 王万耀, 等. 一种改进的进化模型和混沌优化的萤火虫算法[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(7): 1605-1612.
(Li Z J, Cheng K, Wang W Y, et al. Firefly algorithm based on improved evolutionary model and chaos optimization[J]. Computer & Digital Engineering, 2019, 47(7): 1605-1612.)

[13] 冯艳红, 刘建芹, 贺毅朝. 基于混沌理论的动态种群萤火虫算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(3): 796-799.
(Feng Y H, Liu J Q, He Y Z. Chaos-based dynamic population firefly algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(3): 796-799.)

[14] 游佳丽, 周志勇, 章程, 等. 基于自适应驱散机制的粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(7): 41-48.
(You J L, Zhou Z Y, Zhang C, et al. Adaptive dispersion mechanism based particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(7): 41-48.)

作者简介

柳长源(1970—), 男, 副教授, 博士, 从事模式识别、人工智能与机器学习、数字图像处理等研究, E-mail: liuchangyuan@hrbust.edu.cn;

任宇艳(1994—), 女, 硕士生, 从事模式识别、数字图像处理的研究, E-mail: 707251211@qq.com;

毕晓君(1964—), 女, 教授, 博士生导师, 从事机器学习与智能信息处理技术、数字图像处理等研究, E-mail: bixiaojun@hrbeu.edu.cn.

(责任编辑: 郑晓蕾)