

多策略改进哈里斯鹰算法的交通信号配时优化

宿梦梦¹, 赵晓蕾², 赵洪奎¹, 邹 炜¹, 李晓君¹

(1. 山东建筑大学 计算机科学与技术学院, 山东 济南 250101;

2. 山东建筑大学 建筑城规学院, 山东 济南 250101)

摘 要:传统的交叉口信号配时大多只考虑车辆的通行效率,忽略了尾气排放造成的环境污染等问题。从车辆的通行效益和环保的角度出发,建立以车辆延误、停车率、通行能力和尾气排放为优化指标的多目标非线性模型,提出一种基于改进哈里斯鹰算法(HHOG)的求解方法。针对传统哈里斯鹰算法(HHO)存在收敛精度低、易陷入局部最优的问题,首先,引入混沌映射,提高种群多样性;其次,用柯西函数控制莱维飞行步长,实现平滑过渡;最后,加入随机噪声干扰,提高算法的变异能力和收敛速度。利用9个标准测试函数进行实验,表明改进的哈里斯鹰算法能够提高寻优精度和收敛速度。以典型交叉口为例,采用改进的哈里斯鹰算法求解交叉口信号配时优化问题,结果表明,在高峰时段使用该配时方案可以使车辆平均延误降低48%,尾气排放降低43.7%,通行能力提高34.5%;在低峰时段可以使车辆平均延误降低24.5%,尾气排放降低8.9%,通行能力提高33.1%,通过对比实验验证了算法的有效性。

关键词:信号配时;改进哈里斯鹰算法;混沌映射;柯西函数;随机噪声干扰

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2023)01-0101-07

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2023.01.016

Improvement of Traffic Signal Timing Based on Harris Hawks Optimization Algorithm with Multiple Strategies

SU Meng-meng¹, ZHAO Xiao-lei², ZHAO Hong-luan¹, ZOU Wei¹, LI Xiao-jun¹

(1. School of Computer Science and Technology, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China;

2. School of Architecture and Urban Planning, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China)

Abstract: The traditional intersection signal timing mostly only considers the traffic efficiency of vehicles, ignoring the environmental pollution caused by exhaust emissions. From the perspective of vehicle traffic efficiency and environmental protection, a multi-objective nonlinear model with vehicle delay, parking rate, traffic capacity and exhaust emissions as optimization indexes is established, and a solution method based on improved Harris Hawks optimization algorithm (HHOG) is proposed. Aiming at the problems of low convergence accuracy and easy falling into local optimum in traditional Harris Hawks optimization algorithm (HHO), firstly, chaotic mapping is introduced to improve population diversity. Secondly, the step length of levy flight is controlled by Cauchy function to realize smooth transition. Finally, random noise interference is added to improve the mutation ability and convergence speed of the algorithm. Experiments with 9 standard test functions show that the improved Harris Hawks optimization algorithm can improve the optimization accuracy and convergence speed. Taking a typical intersection as an example, the improved Harris Hawks optimization algorithm is used to solve the intersection signal timing optimization problem. The results show that the average vehicle delay can be reduced by 48%, the exhaust emission reduced by 43.7%, the traffic capacity increased by 34.5% in the rush hour. The average vehicle delay can be reduced by 24.5%, the exhaust emission reduced by 8.9%, the traffic capacity increased by 33.1% in the low peak period. Comparative experiments show the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: signal timing; Harris Hawks optimization algorithm; chaotic mapping; Cauchy function; random noise interference

0 引言

城市的快速发展加上人口的增长,导致道路上的

车辆呈指数形式增长,这加剧了本就不堪重负的交通拥堵问题,而交叉口是发生交通拥堵的主要地段,因

收稿日期:2022-03-02

修回日期:2022-07-05

基金项目:山东省专业学位研究生教学案例库(SDYAL20157)

作者简介:宿梦梦(1996-),女,硕士研究生,研究方向为智能计算、算法分析与设计;通讯作者:赵洪奎(1979-),女,博士,教授,研究方向为智能计算、算法分析与设计。

此,对交叉口进行合理的优化设计是提高道路通行能力的重要手段。对交叉口进行优化的方案有很多,其中城市道路扩建这种昂贵又短视的解决方案不再适用,一种有效的道路资源分配方法是交通信号灯的时间安排^[1]。合理的信号配时方案可以有效缓解交通拥堵^[2],因此做好交叉口的信号配时安排至关重要^[3]。

国内外学者在交叉口信号配时上做了很多研究,甘杨杰^[4]采用整体优化的思想,以机动车延误、非机动车延误、行人延误、停车次数和通行能力这五项指标作为目标函数,通过遗传算法对其进行求解并通过 VISSIM 仿真软件进行验证,但是并没有对算法进行改进。罗文慧^[5]根据车辆延误、停车次数和通行能力构建多目标模型,通过改进的蜻蜓算法对模型进行求解,但是并未考虑到尾气排放。牟海维等^[6]从交通效益和环保角度出发,在改进的 Webster 模型的基础上加入尾气排放指标,利用改进的粒子群算法对目标函数求解最佳周期,但是低峰时段的通行能力并未得到改善。柳长源等^[7]在传统萤火虫算法的基础上加入一种驱散机制和变异操作,建立以区域总延误最小为目标的配时模型进行优化,但是只考虑车辆延误这一指标不能很好地反映交叉口的交通情况。

综上所述,大部分学者都是通过建立目标函数,使用元启发式算法进行求解或通过仿真软件得出结果。与其他元启发式算法相比,HHO 算法是一种快速、强大、高性能的算法,具有很强的竞争力,并且通过加入混沌映射、柯西函数和随机噪声干扰,可以增加 HHO 算法的种群多样性,提高算法的寻优精度和收敛速度。因此,该在 Webster 模型的基础上考虑环保因素,构建以平均延误、停车率、通行能力和尾气排放为指标的信号配时模型,使用改进后的 HHO 算法对模型求解,获得综合效益最高的信号配时方案。

1 交通信号配时问题

交叉口信号配时的目标是获得最大的通行能力、最小的车辆延误、最短的排队长度、最少的停车次数、最少的尾气排放等。其中通行能力、车辆延误和停车次数是评价交叉口交通情况的重要指标,而随着环保形势的日益严峻,尾气排放也是必须要考虑的指标,因此,该文取车辆延误、通行能力、停车次数、尾气排放为目标进行模型构建。

1.1 机动车平均延误模型

机动车平均延误是指机动车通过交叉口的额外平均消耗时间,该文采用 Webster 延误模型计算机动车平均延误,公式如下^[8]:

$$D_i = \sum_{i=1}^n \frac{C(1-\lambda_i)^2}{2(1-\lambda_i y_i)} \quad (1)$$

$$D = \frac{\sum_i D_i q_i}{\sum_i q_i} \quad (2)$$

式中, D_i 是第 i 相位车辆通过交叉口的延误时间; C 是最佳信号周期时长; λ_i 是绿信比,第 i 相位的有效绿灯时间与信号周期比值, $\lambda_i = g_i/C$; y_i 是第 i 相位的流量比; q_i 是第 i 相位的实际到达的当前交通量; D 是交叉口的平均延误时间。

1.2 停车次数模型

停车次数是指车辆受信号灯影响在交叉口产生的平均停车次数,平均停车次数模型计算公式为^[9]:

$$H_i = \frac{0.9(C - g_i)}{C(1 - y_i)} \quad (3)$$

$$H = \frac{\sum_{i=1}^n H_i q_i}{\sum_{i=1}^n q_i} \quad (4)$$

式中, H_i 是第 i 相位的平均停车次数; g_i 是第 i 相位有效绿灯时间; H 是交叉口的平均停车次数。

1.3 通行能力模型

通行能力是指车辆以正常速度连续不断通过交叉口,一小时内的最大车流量,通行能力模型计算公式为^[10]:

$$Q_i = \sum_j s_{ij} \left(\frac{g_i}{C} \right) \quad (5)$$

$$Q = \sum_{i=1}^n Q_i \quad (6)$$

式中, Q_i 是第 i 相位的车辆通行能力; s_{ij} 是第 i 相位第 j 个进口道的饱和流率; Q 是交叉口的车辆通行能力。

1.4 尾气排放模型

车辆在行驶过程中会排放尾气,尾气的增加会加剧环境污染,尾气控制是必须要考虑的问题。车辆在行驶过程中的加减速都会增加尾气的排放,而车辆在交叉口会频繁加减速。车辆在交叉口的尾气排放模型计算公式为^[11]:

$$E = \sum_{i=1}^n E_i = \frac{1}{3600} \sum_{i=1}^n (eq_i D_i) \quad (7)$$

式中, E_i 是第 i 相位的车辆尾气排放; e 是单位怠速排放因子,取 $5g/(pch \cdot h)$ 。

1.5 目标函数的构建

该文从交叉口的实际情况出发,建立以车辆延误、停车次数、通行能力和尾气排放为指标的信号配时模型。但是这四个指标之间关系复杂,需要找出一个最佳的信号周期和各相位有效绿灯时间,使车辆延误、停车次数和尾气排放达到最小值,通行能力达到最大值,需要给这四项指标分配不同的权值,将其换算成同一标准下进行计算,最后求解目标函数的最小值,模型计

算公式如下:

$$\min f(C, g_i) = \min \sum_{i=1}^n \left[\alpha_i^1 \frac{D(C, g_i)}{D_0} + \alpha_i^2 \frac{H(C, g_i)}{H_0} - \alpha_i^3 \frac{Q(C, g_i)}{Q_0} + \alpha_i^4 \frac{E(C, g_i)}{E_0} \right]$$

$$\text{s. t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^n g_i + L = C \\ 30 \leq C \leq 180 \\ g_{\min} \leq g_i \leq g_{\max} \\ \frac{Cy_i}{0.95} \leq g_i \leq \frac{Cy_i}{0.75} \end{cases} \quad (8)$$

式中, D_0 、 H_0 、 Q_0 、 E_0 分别为该交叉口初始车辆延误、停车次数、通行能力和尾气排放; L 为一个相位周期内的总损失时间; g_{\min} 和 g_{\max} 分别为各相位最小和最大有效绿灯时间。 α_i^1 、 α_i^2 、 α_i^3 和 α_i^4 是各项指标的权重系数,参考文献[6],取值为:

$$\begin{cases} \alpha_i^1 = 2Y_i(1 - Y) \sqrt{s_i} \\ \alpha_i^2 = \frac{1 - Y}{0.9} \sqrt{s_i} \\ \alpha_i^3 = \frac{1 - Y}{0.9} \sqrt{s_i} \\ \alpha_i^4 = 2Y \sqrt{s_i} \end{cases} \quad (9)$$

2 HHO 算法及其改进思想

HHO 算法是由 Heidari 等人^[12]在 2019 年提出的一种新型群智能算法,它是一种快速、强大且高性能的优化算法,该算法模仿了哈里斯鹰在自然界中搜索和追逐猎物的方式,与其他启发式算法相比,该算法具有很强的竞争力。但传统的 HHO 算法存在收敛速度慢、寻优精度低、易陷入局部最优等不足,所以很多学者提出了不同的改进策略对传统的 HHO 算法进行了改进。刘小龙等^[13]通过设置方形邻域拓扑结构和随机数来跳出局部最优。朱诚等^[14]将细菌觅食算法的趋化校正机制引入来提高寻优精确度,并将生物运动时的能量消耗规律融入能量因子 E 来平衡算法的探索与开发阶段。陈功等^[15]提出一种融合互利共生和透视镜成像反向学习的 HHO 算法,算法的收敛速度更快、寻优精度更高。Sihwail R 等^[16]通过引入精英反向学习机制和三种搜索策略提高算法的全局搜索能力,避免陷入局部最优。Li C Y 等^[17]通过提出一种基于对数螺旋和对立学习的探索策略来提高算法的探索能力。

针对传统 HHO 算法存在的问题,从三个方面对算法进行了改进。首先,在算法迭代前进行混沌初始化产生初始种群,使个体均匀分布在解空间,提高算法的搜索能力;其次,用柯西函数控制莱维飞行的步长,

实现平滑过渡,提高算法的寻优精度;最后,在迭代后期加入随机噪声干扰,提高变异能力和收敛速度。

2.1 HHO 算法基本思想

HHO 算法包括全局探索阶段和局部开发阶段,每个阶段的具体描述如下。

2.1.1 全局探索阶段

在这一阶段,提出了 HHO 的探索机制。在 HHO 中,哈里斯鹰随机栖息在某些位置,并根据两种策略等待发现猎物,每一个策略的机会均等。

$$X(t+1) = \begin{cases} X_{\text{rand}}(t) - r_1 |X_{\text{rand}}(t) - 2r_2 X(t)| & q \geq 0.5 \\ (X_{\text{rabbitt}}(t) - X_m(t)) - r_3(\text{LB} + r_4(\text{UB} - \text{LB})) & q < 0.5 \end{cases} \quad (10)$$

式中, $X(t+1)$ 是下一次迭代中鹰的位置, $X_{\text{rabbitt}}(t)$ 是当前最优解的位置, $X(t)$ 是鹰的当前位置, r_1 、 r_2 、 r_3 、 r_4 和 q 是(0,1)内的随机数,UB 和 LB 分别是种群的上下界, $X_{\text{rand}}(t)$ 是从当前种群中随机选择的个体, $X_m(t)$ 是当前种群的平均位置。

$$X_m(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i(t) \quad (11)$$

2.1.2 过渡阶段

HHO 算法根据猎物的逃逸能量,从探索阶段转移到开发阶段。在逃跑行为中,计算公式如下:

$$E = 2E_0(1 - \frac{t}{T}) \quad (12)$$

式中, E 为猎物的逃逸能量, T 为最大迭代次数, E_0 为能量的初始状态,是(-1,1)内的随机数。

2.1.3 局部开发阶段

在这一阶段,哈里斯鹰通过攻击前一阶段检测到的目标猎物进行突袭,而猎物则试图逃离。用 r 表示猎物成功逃脱的概率,用参数 E 模拟哈里斯鹰的围攻策略。

Case1:软围攻。

当 $r \geq 0.5$ 且 $|E| \geq 0.5$ 时,猎物有足够的能量,并试图通过随机跳跃逃跑,但最终逃跑失败。哈里斯鹰通过软围攻对猎物进行突袭,位置更新公式如下:

$$X(t+1) = \Delta X(t) - E |JX_{\text{rabbitt}}(t) - X(t)| \quad (13)$$

$$\Delta X(t) = X_{\text{rabbitt}}(t) - X(t) \quad (14)$$

式中, $J = 2(1 - r_5)$ 表示猎物在逃逸过程中的随机跳跃强度。

Case2:硬围攻。

当 $r \geq 0.5$ 且 $|E| < 0.5$ 时,猎物精疲力竭,逃逸能量低。哈里斯鹰通过硬围攻进行突然袭击,位置更新公式如下:

$$X(t+1) = X_{\text{rabbit}}(t) - E |\Delta X(t)| \quad (15)$$

Case3:以渐进式快速俯冲进行软围攻。

当 $r < 0.5$ 且 $|E| \geq 0.5$ 时,猎物有足够的能量成功逃脱,哈里斯鹰在袭击之前仍然进行软围攻,实施两种策略,当第一个策略无效时,执行第二个策略。

$$Y = X_{\text{rabbit}}(t) - E |JX_{\text{rabbit}}(t) - X(t)| \quad (16)$$

$$Z = Y + S \times \text{LF}(D) \quad (17)$$

式中, D 是问题的维数, S 是 D 维的随机向量, LF 是 levy 飞行函数,计算公式如下:

$$\begin{cases} \text{LF}(x) = 0.01 \times \frac{\mu \times \sigma}{|v|^{\frac{1}{\beta}}} \\ \sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin(\frac{\pi\beta}{2})}{\Gamma(\frac{1+\beta}{2}) \times \beta \times 2^{(\frac{\beta-1}{2})}} \right)^{\frac{1}{\beta}} \end{cases} \quad (18)$$

式中, β 是设置为 1.5 的默认常量,因此,该阶段位置更新的最终策略如下:

$$X(t+1) = \begin{cases} Y & \text{if } F(Y) < F(X(t)) \\ Z & \text{if } F(Z) < F(X(t)) \end{cases} \quad (19)$$

Case4:以渐进式快速俯冲进行硬围攻。

当 $r < 0.5$ 且 $|E| < 0.5$ 时,猎物没有足够的能量逃跑,因此,在袭击并捕杀猎物之前会进行一次硬围攻,哈里斯鹰试图缩短与猎物的平均位置距离,位置更新策略如下:

$$X(t+1) = \begin{cases} Y & \text{if } F(Y) < F(X(t)) \\ Z & \text{if } F(Z) < F(X(t)) \end{cases} \quad (20)$$

$$Y = X_{\text{rabbit}}(t) - E |JX_{\text{rabbit}}(t) - X_m(t)| \quad (21)$$

$$Z = Y + S \times \text{LF}(D) \quad (22)$$

2.2 混沌初始化

初始化种群是否均匀分布在解空间中,是影响算法收敛速度和寻优精度的一个重要因素^[18]。混沌变量具有良好的遍历性和随机性,在保证种群多样性的同时还能提高算法的全局搜索能力。混沌初始化的原理就是混沌原理,类似蝴蝶效应,在初始阶段很小的差异经过迭代后可能会产生巨大的差别。利用这一特性,在初始化阶段生成混沌序列,经过若干次迭代之后就可遍布解空间。为了使初始哈里斯鹰种群均匀分布在解空间中,该文采用 Logistic 混沌映射初始化种群,Logistic 混沌映射公式如下:

$$Z_{n+1} = Z_n \times \mu \times (1 - Z_n) \quad (23)$$

式中, μ 为 Logistic 控制参数,且 $\mu \in [0, 4]$, $Z \in [0, 1]$,该文取 $\mu = 4$ 。将产生的混沌序列映射到新的解空间中:

$$X(t+1) = X_L + (X_U - X_L) \times Z_{n+1} \quad (24)$$

式中, $X(t+1)$ 为哈里斯鹰的位置, X_U 和 X_L 为解空间

的上下界, Z_{n+1} 为上式中产生的混沌序列。

2.3 柯西自适应莱维飞行

莱维飞行是一种帮助算法跳出局部最优解的策略^[19],在传统的 HHO 算法中莱维飞行采用固定的步长值,在搜索过程中有很大概率出现大步长,这种步长在搜索后期会弱化算法的精确度。因此,文中采用柯西函数控制莱维飞行的步长,柯西函数是一种平滑递减的函数,将莱维飞行步长从搜索初期的大步长逐渐缩小为后期的小步长,实现平滑过渡。

基于以上分析,将式(9)中的 β 由固定值 1.5 改为下式的自适应步长:

$$\beta = \frac{1}{1 + e^{\frac{t}{T}}} + 1.5 \quad (25)$$

2.4 随机噪声干扰

在算法搜索后期,哈里斯鹰种群大多数个体会聚集在一个很小的区域内,这时候个体相似度急剧升高,最优解可能经过多次迭代都不更新,算法进行无效的搜索,这就弱化了算法的开采能力且浪费计算资源。所以,该文对个体进行随机白噪声干扰,增强算法跳出局部最优的能力,提高收敛速度。模型如下:

$$X(t+1) = \alpha \times X^*(t+1) \quad (26)$$

$$\alpha = (1 + 0.1 \times r_6) \quad (27)$$

式中, $X(t+1)$ 为干扰后哈里斯鹰的位置, $X^*(t+1)$ 为干扰前哈里斯鹰的位置, α 是系数且服从正态分布, r_6 是 $(0, 1)$ 内的随机数。

改进的哈里斯鹰算法(HHOG),从多方面增强了算法的搜索寻优性能,算法流程如图 1 所示。

2.5 HHOG 算法性能测试

在 Matlab R2017b 中,测试比较 HHOG 与 HHO 算法的性能。设置种群数量为 30,迭代次数为 100,共有参数保持一致。该文选取 9 个不同特点的测试函数进行算法优化的对比实验,包括 3 个单峰测试函数、4 个多峰测试函数和 2 个固定维度测试函数,具体信息如表 1 所示。

为了更直观展示 HHOG 算法的寻优性能,由测试函数收敛图 2 可知,HHOG 算法的收敛精度和收敛速度都远远高于传统的 HHO 算法。 $f_1 \sim f_3$ 是单峰测试函数,常用来测试算法的收敛能力,由 $f_1 \sim f_3$ 的收敛曲线图可知,HHOG 算法的收敛精度明显提高; $f_4 \sim f_7$ 是多峰测试函数,最优值均为 0,由收敛曲线图可知,HHOG 算法的收敛速度明显提高,且均在 50 到 100 之间达到最优值,说明 HHOG 算法具有更高的收敛速度; $f_8 \sim f_9$ 是固定维度测试函数,由收敛曲线图可知,在迭代过程中出现了多个拐点,证明改进后的算法更容易跳出局部最优解,具有更好的全局搜索能力。

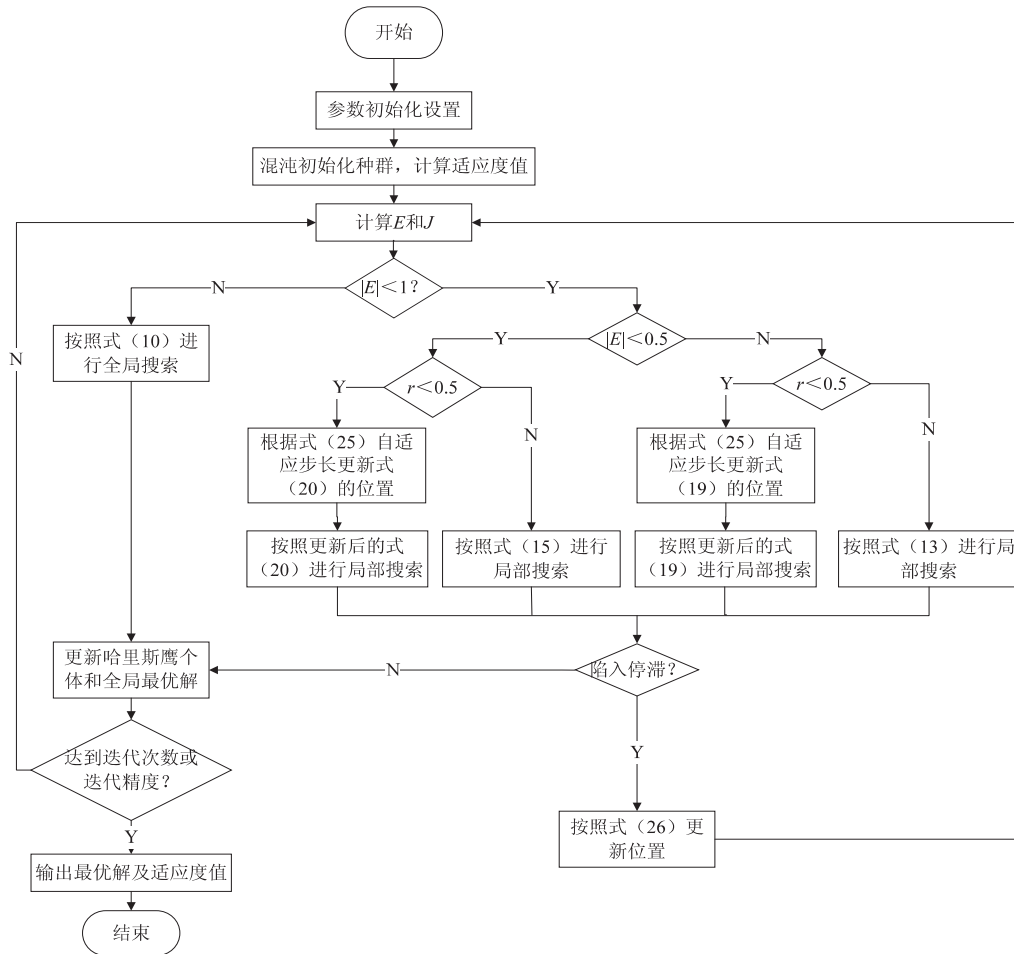


图1 HHOG 算法流程

表1 测试函数

分类	测试函数	维度	范围	最优值
单峰测试函数	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	$[-10, 10]$	0
	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]$	0
	$f_4(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
多峰测试函数	$f_5(x) = -20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0
	$f_6(x) = \frac{1}{4000}\sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	30	$[-600, 600]$	0
	$f_7(x) = 0.1 \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2[1 + \sin^2(3\pi x_i + 1)] + (x_n - 1)^2[1 + \sin^2(2\pi x_n)] + \sum_{i=1}^n \mu(x_i, 5, 100, 4)$	30	$[-50, 50]$	0
	$f_8(x) = \sum_{i=1}^{11} [a_i - \frac{x_1(b_i^2 + b_i x_2)}{b_i^2 + b_i x_3 + x_4}]^2$	4	$[-5, 5]$	0.000 3
固定维度测试函数	$f_9(x) = 4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{1}{3}x_1^6 + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4$	2	$[-5, 5]$	-1.031 6

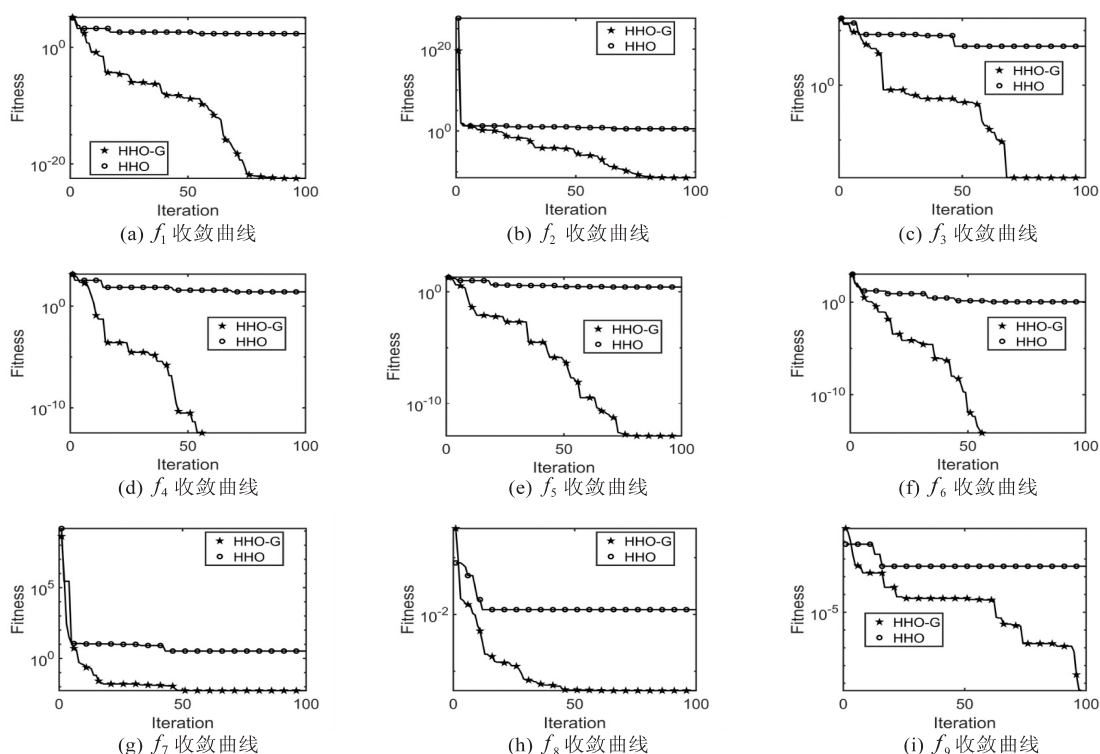


图2 测试函数收敛曲线

3 基于 HHOG 的信号配时应用

某十字路口由东西向和南北向两条主干道组成,位于城市内重要路段,对交通有重要影响,该交叉口是典型的四相位信号灯控制,如图3所示。结合文献[6],该路口的车流量数据如表2所示。

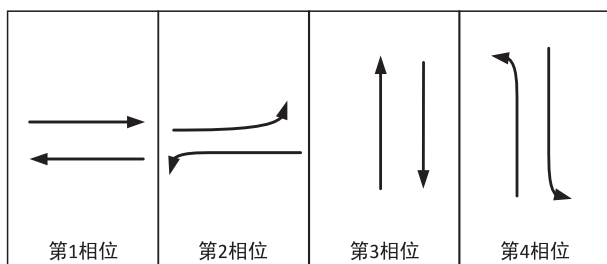


图3 交叉口相位示意图

表2 某交叉口实际交通流量数据

进口道	车道	高峰期通过的车辆数/ (pcu/h)	低峰期通过的车辆数/ (pcu/h)
北	左转	236	181
	直行	269	221
西	左转	150	121
	直行	806	634
南	左转	101	65
	直行	209	165
东	左转	211	167
	直行	1 037	819

该交叉口各个车道的机动车饱和流量为 1 912 pcu/h,损失时间 $L = 15$,各相位最小绿灯时间为 15 s,最大绿灯时间不超过 60 s。该文使用 HHOG 算法对建立的非线性多目标函数进行求解,利用 HHOG 算法可以分别求得高峰时段的最佳信号周期和低峰时段的最佳信号周期,进而可以求得该配时方案下的四个指标,如表3所示。

表3 不同配时方案仿真结果对比

时段	配时方案	周期 C/s	车辆平均延误 /s	停车率	通行能力/(pcu/h)	尾气排放/(g/pcu·h)
高峰时段	当前方案	130	39.0	0.88	2 274	151
	Webster	123	34.6	0.85	2 368	136
	改进 PSO	106	31.7	0.74	2 306	92
	文中方案	85	20.3	0.98	3 059	85
低峰时段	当前方案	112	26.0	0.72	2 298	71
	Webster	102	28.0	0.69	2 362	82
	改进 PSO	94	23.0	0.67	2 108	67
	文中方案	75	19.6	0.85	3 059	64

将文中方案与交叉口当前方案、Webster 方法和改进的 PSO 算法进行对比,由表3可知,在交通流量高峰时段,使用文中的配时方案可以使车辆平均延误降低 48%,车辆的通行能力提高 34.5%,尾气排放降低 43.7%,停车次数几乎不变。在交通流量低峰时段,可以使车辆平均延误降低 24.5%,车辆的通行能力提高 33.1%,尾气排放降低 8.9%,停车次数几乎不变。为

验证 HHOG 算法的有效性,继续对另一交叉口^[20]信号配时问题进行求解,该交叉口交通流量数据如表 4 所示,仿真结果对比如表 5 所示。

表 4 交叉口流量数据

进口道	车道	高峰期通过的车辆数
北	左转	131
	直行	312
西	直行+左转	288
	直行+右转	329
南	左转	168
	直行	297
东	直行+左转	96
	直行+右转	438

表 5 不同配时方案仿真结果对比

时段	配时方案	周期 C/s	车辆平 均延误 /s	停 车 率	通行 能力/ (pcu/h)	尾气排 放/(g/ pcu·h)
高峰 时段	当前方案	101	32	0.84	3 002	140
	Webster	85	25	0.79	3 163	126
	改进 PSO	84	23	0.76	3 263	82
	文中方案	80	23	0.73	4 000	56

经过上述对比可以发现,所提出的配时方案在交通流量高峰和低峰时段可以有效降低车辆延误和尾气排放,提高通行能力。同时可以看出改进后的 HHOG 算法的优化结果优于 Webster 算法,体现了 HHOG 算法的优越性。

4 结束语

针对 HHO 算法存在收敛精度低、易陷入局部最优的问题,将混沌映射、柯西函数和随机噪声干扰引入传统 HHO 算法中,提高了算法的寻优精度和收敛速度。针对交叉口信号配时问题,建立以平均延误、停车次数、尾气排放最小和通行能力最大的配时模型,运用 HHOG 算法进行求解。实验结果表明,HHOG 算法能有效改进交叉口信号配时,使平均延误、尾气排放和通行能力指标明显改进。下一步可以继续考虑非机动车和行人出行等因素,并结合智能算法进行优化,更全面解决交叉口的信号配时问题。

参考文献:

- [1] ZHOU P, FANG Z, DONG H, et al. Data analysis with multi-objective optimization algorithm: a study in smart traffic signal system[C]//2017 IEEE 15th international conference on software engineering research, management and applications (SERA). London: IEEE, 2017: 307-310.
- [2] CHEN J, XU L. Road-junction traffic signal timing optimi-

zation by an adaptive particle swarm algorithm[C]//2006 9th international conference on control, automation, robotics and vision. Singapore: IEEE, 2006: 1-7.

- [3] JIANG C, CHEN T, LI R, et al. Construction of extended ant colony labor division model for traffic signal timing and its application in mixed traffic flow model of single intersection[J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2020, 32(7): e5592.
- [4] 甘杨杰. 混合交通流环境下交叉口多目标配时优化研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2016.
- [5] 罗文慧. 智慧交通背景下道路交叉口交通流控制模型与算法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
- [6] 牟海维, 戚先锋, 刘彦昌, 等. 单交叉口多目标联合优化的信号配时研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(9): 62-68.
- [7] 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.
- [8] 胡海涛, 罗杰. 基于相位差的子区交通信号协调优化控制[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(6): 151-155.
- [9] 钟晨昊. 基于交通流预测的平面交叉口信号配时优化研究[D]. 西安: 长安大学, 2020.
- [10] 孙昊琛. 城市干线道路交通系统信号优化策略研究[D]. 沈阳: 沈阳建筑大学, 2019.
- [11] 周申培. 考虑排放因素的城市交叉口交通信号控制策略的研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2009.
- [12] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawk-optimization: algorithm and applications[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.
- [13] 刘小龙, 梁彤纓. 基于方形邻域和随机数组的哈里斯鹰优化算法[J/OL]. 控制与决策: 1-11[2021-12-13].
- [14] 朱诚, 潘旭华, 张勇. 基于趋化校正的哈里斯鹰优化算法[J/OL]. 计算机应用: 1-12[2021-12-13].
- [15] 陈功, 曾国辉, 黄勃, 等. 融合互利共生和透镜成像学习的 HHO 优化算法[J/OL]. 计算机工程与应用: 1-14[2021-12-13].
- [16] SIHWAIL R, OMAR K, ARIFFIN K A Z, et al. Improved harris hawks optimization using elite opposition-based learning and novel search mechanism for feature selection[J]. IEEE Access, 2020, 8: 121127-121145.
- [17] LI C Y, LI J, CHEN H L, et al. Enhanced Harris hawks optimization with multi-strategy for global optimization tasks[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 185: 115499.
- [18] DEHKORDI A A, SADIQ A S, MIRJALILI S, et al. Nonlinear-based chaotic harris hawks optimizer: algorithm and internet of vehicles application[J]. Applied Soft Computing, 2021, 109(2): 107574.
- [19] 丁斌. 基于布谷鸟算法的 K-means 聚类挖掘算法研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2015.
- [20] 徐明杰, 韩印. 基于粒子群算法下的交叉口信号配时优化[J]. 物流科技, 2020, 43(1): 106-110.