

引用格式:盛超,邹海,朱富占. 一种新型的自调节步长果蝇优化算法 [J]. 微电子学与计算机, 2019, 36(2): 62-67. [SHENG C, ZOU H, ZHU F Z. A new self-changing step fruit fly optimization algorithm [J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(2): 62-67.]

一种新型自调节步长果蝇优化算法

盛 超, 邹 海, 朱富占

(安徽大学 计算机科学与技术学院, 安徽 合肥 230601)

摘 要: 为了解决传统果蝇算法在全局优化过程中存在的问题, 将传统果蝇算法的步长进行改进, 该算法在寻优过程中用当前迭代果蝇群中最佳浓度值与最差浓度值之差与前一次迭代果蝇群中最佳浓度值与最差浓度值之差作对比, 得到浓度差值变化率, 根据浓度差值变化率的大小相对应动态改变果蝇寻优步长, 能够有效的权衡全局寻优能力和局部探索能力. 本文改良的果蝇算法在收敛速率和寻优精度上明显优于其他三种果蝇算法.

关键词: 果蝇算法; 寻优精度; 浓度差值变化率; 收敛速率

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2019)02-0062-06

A New Self-changing Step Fruit Fly Optimization Algorithm

SHENG Chao, ZOU Hai, ZHU Fu-zhan

(School of Computer Science and Technology, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: In order to solve the problems of the traditional fruit fly algorithm in the global optimization process, the step size of the traditional fruit fly algorithm is improved. In the process of optimization, the algorithm uses the difference between the best concentration value and the worst concentration value in the current iterative fruit fly group and the previous one. The difference between the best concentration of the *Drosophila melanogaster* group and the worst concentration value was compared, and the change rate of the concentration difference was obtained. According to the rate of change of concentration difference, the optimal step size of fruit flies should be changed dynamically, which can effectively balance global optimization capability and local exploration ability. The results show that the improved fruit fly algorithm is obviously superior to the other three kinds of fruit fly algorithms in the convergence rate and optimization accuracy.

Key words: fruit fly algorithm; optimization accuracy; the change rate of the concentration difference; convergence rate

1 引言

果蝇优化算法(FOA)属于演化式计算的范畴, 是一种群体智能新方法^[1]. 同其他群体智能算法一样, 需要进行不断的迭代寻优才能搜寻到最优解. 现今为止, 已有多种改进的果蝇优化算法, 例如新型改进果蝇优化算法^[2]、改进步长与策略的果蝇优化算法^[3]、应用混沌果蝇算法的路径覆盖测试用例优化技术研究^[4]、改进型果蝇算法优化的灰色神经网络变形预测^[5]、多种群果蝇优化算法^[6]等. 但是, 果蝇优化算法

出现的时间相对较晚, 相对于遗传算法、蚁群算法、萤火虫等智能优化算法而言, 果蝇优化算法还处于理论初期, 还存在许多不足, 比如, 全局寻优速度不够快, 收敛精度较低, 容易陷入局部最优等等, 特别是在求解高维多极值优化问题时难以达到预期效果, 众多学者都在对果蝇优化算法进行不断改进.

因为原始果蝇算法的步长采取为固定值, 步长设置较大, 迭代后期极易陷入局部最佳值, 步长设置较小会导致收敛速率缓慢. 为了解决以上问题, 本文

提出了改进的自调节步长果蝇优化算法(SC-FOA),根据当前迭代的浓度最优值与最差值之差与前一次浓度最优值与最差值之差做比较,得到浓度差值变化率,根据浓度差值变化率的大小对步长进行相应的增大或者减小。

本文将 SC-FOA 与 FOA、LGMS-FOA、WFOA 进行仿真对比,结果显示 SC-FOA 比其他几种算法的寻优能力更佳。

2 算法原理

2.1 基本果蝇优化算法(FOA)

FOA 模仿果蝇搜寻食物源,果蝇的感官十分敏锐,通过嗅觉可以轻易的捕捉到范围内目标源散发的气味,然后利用其视觉进行追踪,不断的更新果蝇群位置,逐渐靠近目标源。算法的主要步骤如下:

(1) 初始化种群:果蝇数量为 $Size_{enum}$ 和算法所需循环执行总次数 $Maxtimes$ 。在确定活动区域中随机给定果蝇群体一个起点 $Start_X, Start_Y$ 。

(2) 赋予果蝇个体利用嗅觉搜寻食物的随机方向与距离:

$$X_i = Start_X + Random\ Value;$$

$$Y_i = Start_Y + Random\ Value;$$

(3) 计算果蝇与原点的距离值(D_i)与味道浓度判定值(S_i),此值为距离的倒数:

$$D_i = (X_i^2 + Y_i^2)^{0.5};$$

$$S_i = 1/D_i;$$

(4) 将浓度判定值 S_i 带入味道浓度判定函数($Funcutin(S)$),求出果蝇个体的味道浓度 $Smell_i$:

$$Smell_i = Funcutin(S_i)$$

(5) 找出果蝇群体中味道浓度最佳的果蝇(求最小值):

$$[best_Smell\ best_index] = \min(Smell);$$

(6) 保留最佳味道浓度值($Smell_best$)与 X, Y 坐标,果蝇群利用视觉往位置飞去:

$$Smell_best_i = best_Smell;$$

$$Start_X = X(best_index);$$

$$Start_Y = Y(best_index);$$

(7) 迭代寻优:

重复步骤(2)、(3)、(4)、(5);

判断: $Smell_best_i < Smell_best_{i-1}$

若上式取值为真,则执行(6),否则继续迭代寻优。

2.2 WFOA

WFOA 在 FOA 基础之上加入了随机数扰动变异因子^[7],修改如下:

$$L = C1 - (C1 - C2)(T - 1) / Maxtimes;$$

$$X_i = Start_X + L * X_axis * rand();$$

$$Y_i = Start_Y + L * Y_axis * rand();$$

式中, $C1, C2$ 为扰动参数, $C1 > C2 > 0$; T 为目前执行算法所处的迭代次数; $Maxtimes$ 为算法所需迭代次数的最大值。步长随着迭代次数的增加,其值从 $C1$ 逐渐变化到 $C2$,步长不断减小,其值从 $C1$ 逐渐变化到 $C2$, $C1$ 为步长最大值, $C2$ 为步长最小值。

WFOA 算法有明显的缺陷,该算法的优劣性与所取 $C1, C2$ 参数有关,当所取参数值不同时,效果会产生较大差异,同时在迭代过程中步长的变化速率和变化趋势一直保持不变,可能会错过最优解或者是陷入局部最佳。

2.3 LGMS-FOA

LGMS-FOA 在 FOA 基础之上加入了权重参数 W ,并将其取代原果蝇算法中的固定步长,随着迭代次数的增加, W 呈递减趋势。该算法修改如下:

果蝇飞行位置:

$$X_i = Start_X + W * rand();$$

权重参数:

$$W = W_0 * \alpha^{gen};$$

式中, α 为影响系数; gen 为当前执行算法所处的迭代次数; W_0 为权重参数的初始值^[8]。在 LGMS-FOA 算法中,通过动态的改变果蝇飞行步长,虽然有利于增强探索局部能力,但是在跳出局部最优值这一方面并未作出解决,在进行求解复杂多维函数值时,容易陷入局部最佳。

2.4 改进的自调节动态步长的果蝇算法(SC-FOA)

传统的果蝇优化算法的搜索半径是固定不变的,即每代果蝇在搜寻食物时都是以固定步长为半径向周围进行随机搜索。在算法迭代初期,较大的步长有利于全局搜索寻优,而且能够有效的跳出局部最佳值,但随着迭代次数的增加,进入迭代后期,较大的步长会导致局部寻优性较弱,可能会错过最佳值,降低了收敛精度。较小的步长虽然提升了收敛精度,但是在迭代前期降低了寻优速率,而且后期寻优容易陷入局部最佳值。传统的果蝇算法难以权衡全局寻优能力和局部探索能力,这也是本文改进算法所解决的重点问题。为了克服以上问题提出了一种自调节步长果蝇优化算法(SC-FOA),该算法根据当前果蝇群中最佳浓度值与最差浓度值之差与前一

代果蝇群中最佳浓度值与最差浓度值之差作比对,得到浓度差值变化率,根据浓度差值变化率大小对步长进行动态更改.在改变步长过程中引入了指数与三角函数机制,使步长变化具有非均匀性和随机性.在迭代初期为了加快全局搜索速率,适当增加步长值,迭代后期为了能让算法能对局部进行精细搜索,适当减小步长值,该算法针对原果蝇算法的全局寻优速率慢和局部收敛精度不高而做出了改良.

主要改进步骤:

根据当前迭代果蝇群中浓度最佳值 $\min(S_{\text{smell}_i})$ 与最差值 $\max(S_{\text{smell}_i})$ 之差与前一代果蝇群中浓度值最佳值 $\min(S_{\text{smell}_{i-1}})$ 与最差值 $\max(S_{\text{smell}_{i-1}})$ 之差作对比,得出浓度差值变化率 S_{Rate} :

本文算法中将浓度的最小值设立为最佳值,最大值设立为最差值.由图 1 可以看出果蝇寻优迭代前期的浓度差值变化率变化较大,需要适当增加步长加快全局寻优,而随着进入迭代后期,浓度差值变化率变小,逐渐趋近于 1,说明果蝇群离食物源已经非常靠近,浓度波动较小,这时需要减小步长,提高收敛精度.

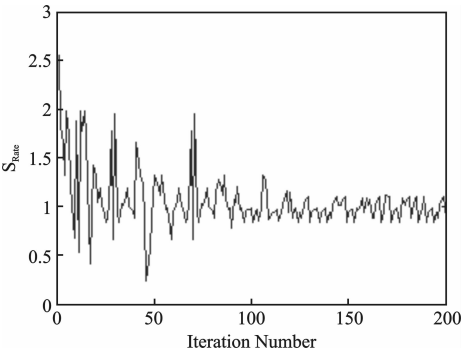


图 1 浓度差值变化率

步长改进:

根据 S_{Rate} 的取值范围,对步长进行相应的修改

If $S_{\text{Rate}} \leq 0.7$ or $S_{\text{Rate}} \geq 1.3$:

Else $0.7 < S_{\text{Rate}} < 1.3$:

$$L_i = L_{i-1} - \left(1 - \frac{\text{times}_i}{\text{Maxtimes}}\right) * \text{Dynamic_factor} * 1.3$$

步长调节因子:

$$\text{Dynamic_factor} = \exp(n * S_{\text{Rate}}) * \sin(\text{rem}(\text{times}_i, \pi))$$

式中, L_i 与 L_{i-1} 分别为当前果蝇寻优迭代步长和上一次果蝇寻优迭代步长; m 和 n 分别在不同所属浓度差值变化率时所采用的步长动态变化参数; times_i 为当前执行算法所处的运行次数; Maxtimes 为算法所需循环执行次数的最大值.根据每次求得的浓度差值变化率 S_{Rate} ,确定其所属范围,对步长进行相应的修改.

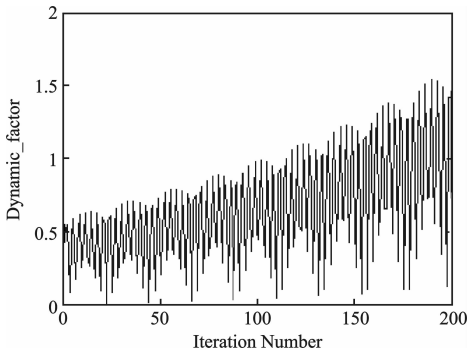


图 2 步长调节因子变化曲线

在改进步长过程中引入了指数和三角函数机制,结合二者的特点,使用步长调节因子.图 2 为步长调节因子在取值连续的情况下所显示的结果(本文只取其中部分值).指数机制可以使步长变化具有非均匀性,在果蝇寻优迭代过程中,如果浓度变化较大,那么要适当增加步长,非均匀变化的步长相对于原果蝇算法中的固定步长更容易捕捉到最优值,有利于全局搜索.当浓度差值变化率较小时,浓度变化率比较稳定,这时候果蝇迭代寻优可能进入两种状态,第一种状态是进入迭代后期,要适当的减小步长进行局部探索,第二种状态是果蝇寻优迭代陷入局部最优化,那么引入三角函数机制是利用三角函数变化的特性让步长变化尺度具有随机性,这样增强了算法跳出局部最佳的能力.

3 算法的复杂度分析

算法复杂性分析主要是判断算法运行过程中占用了多少资源,如果占用的资源较多,那么该算法的复杂度较高;相反,占用较少的资源,算法的复杂度较低,本文主要通过时间复杂度来判断算法的复杂程度.

果蝇优化算法 FOA 的计算复杂度主要包括个体位置更新、浓度值计算和适应度评估,假设种群规模为 N ,最大迭代次数为 M ,个体浓度跟新计算量为 $O(1)$,所以 FOA 的时间复杂度为 $O(N * M)$.

WFOA 在 FOA 的基础之上引进了随机数扰动变异因子,对步长 L 进行了修改, L 计算的时间复杂度为 $O(M)$,所以 WFOA 的时间复杂度为 $O((N+1) * M)$.

LGMS-FOA 与 WFOA 相类似,引入了权重参数 W 用来代替 FOA 中的固定步长,所以 LGMS-FOA 的时间复杂度为 $O((N+1) * M)$.

本文改进的算法中,在 FOA 的基础之上增加了对浓度差值变化率 S_{Rate} 和动态步长 L 的计算,计算 S_{Rate} 所需的时间复杂度为 $O(M)$,动态步长 L 的

时间复杂度为 $O(M)$, 所以本文算法的时间复杂度为 $O((N+2) * M)$.

通过上述分析本文改进的算法的时间复杂度相对较高,在日后的学习中这一点有待改进.

4 实验及结果分析

表 1 测试函数

Test function	Range	Optimal	Target precision	Peak
$f_1(x)=1/4000\sum_{i=1}^n x_i^2-\prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)+1$	$[-600,600]$	0	10^{-10}	multiple
$f_2(x)=\sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100,100]$	0	10^{-10}	single
$f_3(x)=\sum_{i=1}^n (x_i^2-10\cos(2\pi x_i)+10)$	$[-5.12,5.12]$	0	10^{-4}	multiple
$f_4(x)=\sum_{i=1}^n x_i ^{i+1}$	$[-1,1]$	0	10^{-10}	single
$f_5(x)=-\exp(-0.5\sum_{i=1}^n x_i^2)$	$[-1,1]$	-1	10^{-4}	single
$f_6(x)=\sum_{i=1}^n ix_i^4+rand()$	$[-1.28,1.28]$	0	10^{-3}	single
$f_7(x)=\sum_{i=1}^n x_i +\prod_{i=1}^n x_i $	$[-10,10]$	0	10^{-3}	single
$f_8(x)=\sum_{i=1}^n x_i\sin(x_i) +0.1x_i $	$[-10,10]$	0	10^{-4}	multiple

4.2 算法性能测试

先进行具体参数设置:种群规模 $\text{Sizenum}=20$, 最大寻优迭代次数 $\text{Maxtimes}=1000$, 将 FOA、LGMS-FOA、WFOA、SC-FOA 在 30 维情况下带入 8 个测试函数进行测试比较,这里取部分寻优结果进行比较参考.由图 3 所示四个算法在前 200 次迭代寻优所达到的精度值,可以看出在高维度的条件下,FOA、LGMS-FOA、WFOA 容易陷入局部最佳或者收敛速度较慢,而 SC-FOA 根据浓度变化率的大小改变步长,通过引入指数和三角函数机制使得

4.1 实验设计

本文采用 8 个用于优化算法对比的基准测试函数.函数形式、搜寻规模、理论最优值、目标精度和函数类型如表 1 所示,本文的测试实验环境为 matlab 2014 版本,运行内存为 4 GB,CUP 为 3.20 GHz 的电脑上测试.

收敛速度变快且易跳出局部最佳值,最终能够达到目标精度值.

4.3 算法实验数据对比

本次实验在确定测试函数的目标精度之下,设立维度为 30,采用 8 个测试函数对 FOA、WFOA、LGMS-FOA、SC-FOA 进行了 20 次独立测试,测试数据由表 1 所示.表中平均值表示算法在测试函数的检验下所能达到的平均精度值.方差代表算法在测试过程中的稳定性.

表 2 四种算法的测试结果

测试函数		FOA	LGMS-FOA	WFOA	SC-FOA
$f_1(x)$	Mean	5.45E-06	9.66E-06	1.02E-05	0
	Var	9.71E-11	4.0576E-11	3.9703E-10	0
$f_2(x)$	Mean	2.423E-02	7.3288E-03	3.5913E-03	1.02E-45
	Var	9.69E-06	1.1111E-04	1.52534E-05	2.08E-89
$f_3(x)$	Mean	49.5126	1.7493E+02	1.9724E-02	0
	Var	1.4835E+04	3.3108E+04	1.6482E-09	0
$f_4(x)$	Mean	1.68E-07	1.728E-03	1.45E-07	6.42E-55
	Var	8.4904E-19	3.2374E-08	4.9890E-19	4.7069E-108
$f_5(x)$	Mean	-0.9999	-0.8882	-1	-1
	Var	4.1849E-10	4.4912E-02	0	0
$f_6(x)$	Mean	7.2435E-04	4.1859E+02	6.57E-04	5.25E-05
	Var	3.0083E-07	2.580333e+06	4.4207E-08	4.47385E-09
$f_7(x)$	Mean	2.0777	2.7462	0.8257	3.97E-73
	Var	8.1070	2.9557	2.8618	3.1468E-144
$f_8(x)$	Mean	0.8025	0.6905	0.1167	2.43E-98
	Var	2.8401	1.6233	9.4272E-02	1.1777E-194

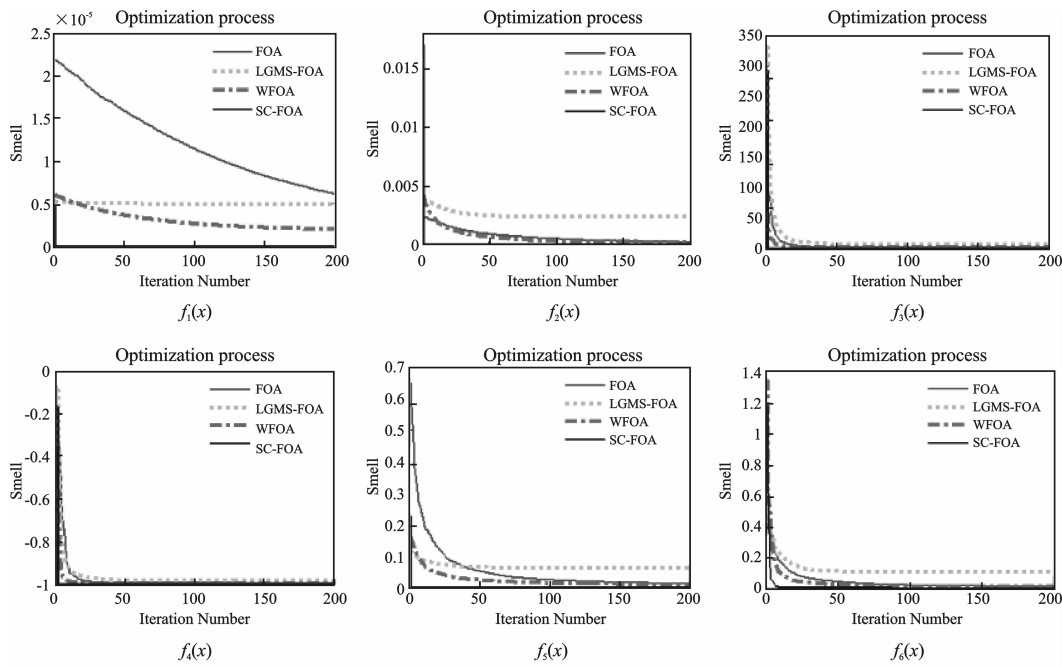


图 3 部分测试函数适应度变化曲线

由表 1 可以看出在 30 维的条件下,FOA、LGMS-FOA、WFOA 在多数测试函数下未能达到理想精度,容易陷入局部最佳,而本文改进的 SC-FOA 达到了 8 个测试函数的目标精度,而且所得方差与另外三种算法所得方差相对较小,以上证明了本文改进算法的稳定性和优越性.表 2 为四个算法在 2 维和 30 维情况下为达到测试函数目标精度的平均迭代次数和成功率对比,通过表中数据可以看出在 2 维的情况下,本文算法在 8 个测试函数中都达到了目标精度值且成功率都为 100%,而且可以从表 2 的数据比较中,可以看出本文算法所需平均

迭代次数相对于其他三个算法都要少,其他三种果蝇算法在 2 维情况,无论是在迭代次数还是成功率上,测试的表现都相对较差.在 30 维的情况下,FOA、LGMS-FOA、WFOA 在测试函数的测试下都难以达到测试函数的目标精度值,而且十分不稳定,这些算法寻优效果不佳,迭代后期容易陷入局部最优,而 SC-FOA 测试的结果明显比另外三个算法要稳定和优越,对 8 个测试函数都能以 100%的成功率达到目标精度,且平均迭代次数较低.综合表明,SC-FOA 在低维和高维的情况下都能保持稳定寻优和较高的成功率.

表 2 目标精度下的平均迭代次数与成功率对比

测试函数	维数	FOA		LGMS-FOA		WFOA		SC-FOA	
		平均迭代次数	成功率	平均迭代次数	成功率	平均迭代次数	成功率	平均迭代次数	成功率
$f_1(x)$	2	—	0	—	0	—	0	2	1
$f_2(x)$	2	—	0	—	0	—	0	2	1
$f_3(x)$	2	496	0.15	—	0	630	0.95	2	1
$f_4(x)$	2	—	0	—	0	—	0	81	1
$f_5(x)$	2	13	1	—	0	18	1	3	1
$f_6(x)$	2	84	1	137	0.6	76	1	51	1
$f_7(x)$	2	92	1	—	0	42	0.9	7	1
$f_8(x)$	2	931	0.1	—	0	635	0.95	14	1
$f_1(x)$	30	—	0	—	0	—	0	2	1
$f_2(x)$	30	—	0	—	0	—	0	2	1
$f_3(x)$	30	—	0	—	0	—	0	2	1
$f_4(x)$	30	—	0	—	0	—	0	46	1
$f_5(x)$	30	338	1	—	0	185	1	2	1
$f_6(x)$	30	715	1	816	0.2	186	1	30	1
$f_7(x)$	30	—	0	—	0	—	0	4	1
$f_8(x)$	30	—	0	—	0	—	0	10	1

5 结束语

本文为了改进原果蝇算法中全局寻优能力和局部探索能力不平衡问题,采用了浓度差值变化率对步长进行动态改变.在改变步长的过程中引入了步长调节因子,利用指数和三角函数的特点,使步长的变化具有非均匀性和随机性.在前期全局寻优时,非均匀的增添步长加强了全局勘察能力,加快了收敛速度.后期局部寻优,步长逐步减小且变化具有随机性,从而增加了达到目标精度的可能性.通过对 8 个测试函数进行仿真实验,表明了本文改良的算法相较于 FOA、LGMS-FOA、WFOA 这三种算法具有更好的寻优能力. SC-FOA 在实验中的效果表现虽然良好,但是并没有投入到实际应用也没有解决具体问题,所以如何将本文改良的算法应用于实际问题,是往后研究工作的重点.

参考文献:

[1] 潘文超.应用果蝇优化算法优化广义回归神经网络进行企业经营绩效评估[J].太原理工大学学报(社会科学版),2011,29(7):1-5.

[2] 丁国绅,邹海.新型改进果蝇优化算法[J].计算机工程与应用,2016,52(21):168-174.

[3] 桂龙,王爱平,丁国绅.改进步长与策略的果蝇优化算

法[J].计算机工程与应用,2018,54(4):148-154.

[4] 李龙澍,郭紫梦.应用混沌果蝇算法的路径覆盖测试用例优化技术研究[J].小型微型计算机系统,2018,2(39):362-366.

[5] 杨帆,王小兵,邵阳.改进型果蝇算法优化的灰色神经网络变形预测[J].测绘科学,2018(2):64-69.

[6] Yuan X, Dai X, Zhao J, et al. On a novel multi-swarm fruit fly optimization algorithm and its application[J]. Applied Mathematics & Computation, 2014, 233(3): 260-271.

[7] 张超,魏三强,罗颖.一种基于随机数扰动变异的果蝇优化算法[J].西华大学学报,2017,5(36):36-43.

[8] Huang Q Z, Wang G H, Wang Z, et al. An improved fruit fly optimization algorithm for solving traveling salesman problem[J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(10):1525-1533.

作者简介:

盛超男,(1994-),硕士研究生.研究方向为人工智能.
E-mail:879399289@qq.com.

邹海男,(1969-),博士,副教授.研究方向为智能计算和数据挖掘.

朱富占男,(1992-),硕士研究生.研究方向为智能计算.

(上接第 61 页)

作者简介:

何立风男,(1963-),博士,教授.研究方向为模式识别、图像处理.

刘艳玲(通讯作者)女,(1994-),硕士研究生.研究方向为

图像处理、检测视频目标提取. E-mail:774362490@qq.com.

钟岩男,(1996-),硕士研究生.研究方向为图像处理、图像特征提取.

姚斌男,(1981-),博士研究生,讲师.研究方向为图像处理、图像特征提取.