

引用格式:于建芳,刘升,韩斐斐,等. 基于柯西变异的蚁狮优化算法 [J]. 微电子学与计算机,2019,36(6):45-49. [YU J F, LIU S, HAN F F, et al. Ant lion optimization algorithm based on cauchy variation [J]. Microelectronics & Computer, 2019, 36(6):45-49.]

基于柯西变异的蚁狮优化算法

于建芳,刘 升,韩斐斐,肖子雅
(上海工程技术大学 管理学院,上海 201620)

摘 要: 针对蚁狮优化算法较易陷入局部最优停滞,收敛精度低以及收敛速度较慢等问题,将自适应 t 分布的柯西变异融入到蚁狮优化算法中,提出了基于柯西变异的蚁狮优化算法(CALO). 该算法采用轮盘赌的方法挑选出精英蚁狮个体,改善蚁狮群体的适应性,提高种群的总体寻优效率;采用具有自适应的柯西变异算子使得蚁狮个体受局部极值点约束力下降,能够快速跳出局部最优,大大提高了全局搜索能力和收敛速度;通过 9 个单模态、多模态标准测试函数对 CALO、ALO、FPA 和 BA 四种算法进行函数测试对比,实验仿真结果表明该改进算法是切实可行的,具有更优的收敛速度和寻优精度

关键词: 蚁狮优化算法;柯西变异算子;轮盘赌搜索方法;花授粉算法;蝙蝠算法

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2019)06-0045-05

Ant lion optimization algorithm based on cauchy variation

YU Jian-fang, LIU Sheng, HAN Fei-fei, XIAO Zi-ya

(College of Management, Shanghai University of Engineering Sciences, Shanghai 201620, China)

Abstract: In order to solve these problems that the ant lion optimization algorithm(ALO) is easy to fall into the local optimal stagnation, convergence precision is low and convergence speed is slow, an ant lion optimization algorithm based on cauchy variation is proposed. The adaptive t -distribution of cauchy variation is incorporated into the ant lion optimization algorithm to improve the effective. The elite ant lion individuals were selected by roulette to improve the adaptability of the ant lion population and the overall optimization efficiency of the population. The adaptive cauchy mutation operator makes the individual of the ant lion less constrained of the local extreme point, makes the search jump out of the local optimum quickly, and greatly improves the global search ability and convergence speed. Function test experiments were carried out on CALO, ALO, FPA and BA algorithms through 9 standard test functions of single mode and multi-mode. The simulation results show that the improved algorithm proposed in this paper is feasible and has better convergence speed and optimization precision.

Key words: ant lion optimization algorithm; cauchy mutation operator; Roulette search method; Flower pollination algorithm; bat algorithm

1 引言

蚁狮优化算法(ALO)^[1]是模仿蚁狮幼虫捕食蚂蚁的行为实现对实际的目标问题的求解. 蚁狮算法是众多群智能优化算法的一个比较新的算法,具

有原理简单,改动参数少,易于实现等特点.

近年来,元启发式算法越来越多的被应用于实际工程设计优化问题中. 蚁狮算法一经提出就被应用于杆系结构优化^[2]、在复杂网络中进行社区挖掘^[3]、无人机航线规划的问题^[4]等领域. 赵世杰等^[5]

提出了基于混沌侦察机制的蚁狮优化算法 (CIA-LO), 引入混沌算子优化 SVM 参数, 虽然提高了种群的总体适应值, 但未改善算法的收敛速度. 赵小国等^[6]利用融合改进的蚁狮优化算法实现了系统辨识中噪声影响的有效抑制, 但函数测试的结果并未达到理论最优, 需要进一步的改进. 景坤雷等^[7]提出基于莱维变异的蚁狮优化算法 (LEALO), 应用于优化硅单晶热场温度模型的参数辨识, 但测试结果并未达到理论最优, 还有改进空间.

针对以上缺陷和实际应用中对于精度的要求, 提出了基于柯西变异算子的蚁狮优化算法.

2 蚁狮优化算法 (ALO)

蚁狮优化算法是根据蚁狮幼虫诱捕蚂蚁的捕猎机制原理而提出的一种智能算法. 捕猎时, 蚁狮幼虫会在沙地上挖出不同大小锥形的坑, 然后藏在陷阱中心的下方等待蚂蚁被困在坑里. 当猎物被抓住时马上就会被拉到土壤里吃掉. 在吃完猎物后, 再去重新构建陷阱, 寻找下一个猎物.

构建模型寻求最优解时, 我们有以下 7 个假设条件:

- (1) 蚂蚁以不同的随机游走步长在蚁狮的搜索空间中移动, 其游走行为受陷阱范围的限制.
- (2) 随机游走适用于蚂蚁的所有维度.
- (3) 蚁狮捕猎能力与它们的适应度成正比.
- (4) 每一个蚂蚁都可以在每一次迭代中被一个精英蚁狮捕获.
- (5) 随机游走的范围可以自适应地减少, 以模拟蚂蚁滑向坑底的行为.
- (6) 如果蚂蚁比蚁狮的适应值更高, 意味着它被蚁狮捕获.
- (7) 蚁狮在捕猎之后会把自己重新定位到捕获的猎物的位置, 并在寻找下一个猎物的过程中, 建立一个适应值更高的陷阱来改善它的捕猎机制.

2.1 蚂蚁的随机游走行为

由于蚂蚁在寻找食物时是随机地移动的, 其随机游走公式如下:

$$\begin{aligned} X(t) = [0, \text{cumsum}(2r(t_1) - 1), \\ \text{cumsum}(2r(t_2) - 1), \\ \dots, \text{cumsum}(2r(t_n) - 1)] \end{aligned} \quad (1)$$

式中, cumsum 为计算数组累加和; n 是迭代的最大数量; t 为目前的迭代次数; $r(t)$ 是一个定义如下的随机函数:

$$r(t) = \begin{cases} 1 & \text{if rand} > 0.5 \\ 0 & \text{if rand} \leq 0.5 \end{cases} \quad (2)$$

式中, rand 是在 $[0, 1]$ 区间内均匀分布的随机数.

在优化过程中, 蚁狮和蚂蚁的位置被保存在位置矩阵里, 求得各自的适应值, 把求得的适应值保存在适应值函数矩阵里, 记录最优值.

蚂蚁的随机游走步长和范围都是基于公式 (1). 蚂蚁在优化的每一步中都以随机游走的方式更新它们的位置. 蚂蚁的位置更新公式如下:

$$X_i^t = \frac{(X_i^t - a_i) \times (b_i - c_i^t)}{d_i^t - a_i} + c_i \quad (3)$$

式中, X_i^t 为第 i 只蚂蚁在第 t 次迭代后的位置; a_i 和 b_i 分别为第 i 维变量随意游走的最小值和最大值; c_i^t 和 d_i^t 分别为第 i 维变量第 t 次迭代的最小值和最大值.

随机游走的蚂蚁受到了蚁狮陷阱范围大小的影响. 我们对这个假设进行了数学建模, 提出了如下方程:

$$c_i^t = AL_i^t + c^t \quad (4)$$

$$d_i^t = AL_i^t + d^t \quad (5)$$

式中, c^t 、 d^t 是在第 t 次迭代中所有变量的最小值和最大值; c_i^t 、 d_i^t 是第 i 个蚂蚁中所有变量的最小值和最大值; AL_i^t 显示了第 t 次迭代中选择的第 i 个蚁狮的位置.

2.2 蚁狮的捕猎机制

蚂蚁被认为只被困在一个选定的精英蚁狮的陷阱之中. 蚁狮优化算法在优化过程中需要利用轮盘赌在它们适应值的基础上来选择“蚁狮”. 这种机制给了适应值更高的蚁狮捕捉蚂蚁的机会.

对于蚁狮的捕猎机制, 它们能够建立与适应性成比例的陷阱, 适应性越大, 陷阱的范围就越大. 当蚁群发现一只蚂蚁落在陷阱时, 它们就会集体向陷阱的中心发射沙子以帮助被困在陷阱的蚂蚁逃跑, 这种行为会使陷阱的范围半径自适应的变小. 与此同时, 处在陷阱中心的蚁狮就会从陷阱中心向边缘投射沙子, 以使蚂蚁向陷阱中心滑落. 有如下陷阱范围变化的方程式:

$$c^t = \frac{c^t}{I} \quad (6)$$

$$d^t = \frac{d^t}{I} \quad (7)$$

式中, $I = 10^w(t/T)$ 是蚁狮构建陷阱的范围大小; w 是一个常数, T 表示最大的迭代次数; c^t 是在第 t 次迭代所有变量中最低的变量; d^t 表示向量包括 t 次迭

代中所有变量的最大值。

狩猎的最后阶段是蚂蚁适应值变得更高(进入沙子),说明被蚁狮捕捉到并拖进沙子里。最后,蚁狮会将它的位置更新到被猎杀的蚂蚁的位置,以增加捕获新猎物的机会。蚁狮的位置更新方程式如下:

$$AL_i^t = Ant_i^t, \text{ if } f(Ant_i^t) > f(AL_i^t) \quad (8)$$

式中, AL_i^t 表示了在第 t 迭代中选择的第 i 个蚁狮的位置;而 Ant_i^t 则表示第 t 次迭代的第 i 个蚂蚁的位置。

在每次迭代中都采用轮盘赌搜索方法将获得的最好的蚁狮适应值保存为精英蚁狮。由于精英是适应值最强者,所以它应该能够在迭代过程中影响所有蚂蚁的游走。假设每只蚂蚁随机地在轮盘赌精英蚁狮范围里随机游走,公式如下:

$$Ant_i^t = \frac{R_A^t + R_E^t}{2} \quad (9)$$

式中, R_A^t 是在第 t 次迭代中由轮盘赌选择的蚂蚁的随机游走的步长; R_E^t 是在第 t 次迭代中随机游走于精英蚁狮圈的蚂蚁的步长;而 Ant_i^t 则表示第 t 次迭代的第 i 个蚂蚁的位置。

ALO 算法步骤如下:

步骤 1: 设置参数: 最大迭代次数 $T_{\max}$ 、蚂蚁和蚁狮的数目 NumB、NumY、维数 dim 以及变量范围 u 和 I 。

步骤 2: 初始化蚁狮和蚂蚁的位置, 计算各自适应度值并记录最优值, 把适应度值最大的蚁狮选为精英蚁狮个体, $I = 1$ 。

步骤 3: 通过轮盘赌搜索对蚁狮进行优化选择, 利用式(4)和(5)两式更新 c_i^t 和 d_i^t 的值, 实现蚂蚁在被选出的精英蚁狮周围随机游走, 利用式(1)~(8)使蚂蚁慢慢不断地靠近蚁狮, 之后根据式(9)式更新蚂蚁的位置。

步骤 4: 蚂蚁被捕获之后, 根据式(8)与当前位置最好的精英蚁狮对比, 重新调整最佳精英蚁狮的位置, 更新最优值。

步骤 5: 判断该结果否达到了算法的最大迭代次数, 若达到了最大精度, 则获得最佳的蚁狮位置, 否则就需要转至步骤 3。

3 基于柯西变异算子改进的蚁狮优化算法(CALO)

针对蚁狮算法的不足, 进一步提出了基于柯西变异的蚁狮优化算法。

柯西高斯变异算子^[8], 可以很大程度上提高算

法全局勘探能力, 收敛精度以及稳定度。比如近年来柯西逆累积分布改进的鲸鱼优化算法^[9], 柯西变异策略改进的果蝇算法^[10]均得到了良好的优化效果。

柯西分布如下:

$$s = \frac{t}{\pi(x^2 + t^2)}, \quad -\infty < x < +\infty \quad (10)$$

柯西分布从峰值向两侧下降相对平缓, 蚁狮个体受局部的极值点约束力在柯西变异后下降, 并且柯西分布的峰值相对较小, 蚁狮在变异后会花费相对较少的时间来搜索相邻区间, 把更多的时间放在搜寻全局最优值上, 使得改进的蚁狮优化算法在寻找全局的最优值方面具有很好的调节能力。利用上述柯西分布特点对蚁狮优化算法进行优化改进, 在精英蚁狮个体的状态上引入服从柯西分布的随机向量, 公式如下:

$$x' = x + \eta \text{Cauchy}(0, 1) \quad (11)$$

式中, x' 为初始位置 x 的更新位置; $\text{Cauchy}(0, 1)$ 是 $t = 1$ 时的标准柯西随机分布; 参数 η 是用来控制柯西分布变异强度的一个常数。

基于柯西变异的蚁狮优化算法的步骤为:

步骤 1: 执行原基本蚁狮优化算法的步骤 1~步骤 4;

步骤 2: 在进入循环迭代后, 当蚁狮群体中相邻两次迭代的几乎没有差别的最优值都作为历史最优值被记录下来时, 我们认为算法陷入局部最优停滞, 此时需要进行柯西变异;

步骤 3: 变异操作: 先将最优蚁狮个体的适应值和个数复制到原先种群的规模, 然后嵌入柯西变异算子, 进一步更新蚁狮群体的位置, 并更新最优值。

$$A_0' = A_0 + A_0 * \text{Cauchy}(0, 1) \quad (12)$$

$$AL_0' = AL_0 + AL_0 * \text{Cauchy}(0, 1)$$

式中, A_0 , AL_0 是原蚁狮和蚂蚁个体的初始位置; A_0' , AL_0' 是经过柯西变异操作后更新的新位置。

4 函数测试实验与结果分析

4.1 参数设置

算法所在的实验平台为 Window7, 64 bit 系统、32 GB 内存。采用 MATLAB2017b 进行仿真实验。

本文选取了基本的蚁狮算法(ALO)、花授粉算法(Flower Pollination Algorithm, FPA)和蝙蝠算法(Bat Algorithm, BA)与基于柯西变异改进的蚁狮算法(CALO)函数进行优化结果对比, 所有算法的共有参数统一设置, 种群规模统一设置为 30, 迭代次数设置为 500, 其保证了实验的公平性与合

理性.

4.2 测试函数

本节选择了一些测试函数来对所提出的 CALO 的性能做更进一步地测试. 利用具有不同特征的测

试函数进行不同的测试,以测试不同维度下 CALO 的性能. 测试函数分单、多模态函数. 一种算法应该尽可能的避免所有局部的最优值来逼近全局最优. 表 1、表 2 中详细地列出了九个测试函数.

表 1 单模态基准测试函数

函数	维数	范围	$F_{\min}$
$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	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
$F_4(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n\}$	30	$[-100, 100]$	0
$F_5(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	30	$[-30, 30]$	0
$F_6(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0, 1)$	30	$[-1.28, 1.28]$	0

表 2 多模态基准函数

函数	维数	范围	$F_{\min}$
$F_7(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
$F_8(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0
$F_9(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$[-600, 600]$	0

4.3 实验结果与分析

本文选取蚁狮优化算法 (ALO)、花授粉算法 (FPA) 和蝙蝠算法 (BA) 与基于柯西变异改进的蚁狮算法 (CALO) 进行函数优化的结果对比,以验证 CALO 的性能. 为减少实验中随机性的影响,分别记录其最优值、平均值和标准方差.

对于每个标准测试函数,在固定的迭代次数下,均值直观反映算法的寻优精度,标准方差直观反映算法的鲁棒性和稳定性.

根据实验结果可以看出,对于所有的测试函数,本文提出的基于柯西变异的蚁狮优化算法的最优值、平均值、标准方差全部明显优于 ALO、BA、FPA. 对于函数 $F_1 - F_3$, CALO 得到了理论上的最优值,寻优成果率达到了 100%,性能明显优于原算法以及其他两类算法 FPA 和 BA;对于函数 F_4 , CALO 虽然平均值仅达到 $9.64\text{E-}15$ 的水平,但最优值达到了理论最优且整体性能比其他的好;对于函数 F_5 , CALO 的最优值稍微优于 ALO,但是其平均值和标准方差明显优于其他算法很多,说明其性能良好且稳定性好;对于函数 F_6 , CALO 的整体性能最优,ALO 次之,BA 最差;对于 F_7 、 F_9 , CALO 的寻优

效果最好,寻优成果率达到了 100%,说明其寻优性能良好且鲁棒性强;对于函数 F_8 , CALO 的测试结果在很大程度上优于对比函数,有较好的满意值,寻优效果良好,ALO 次之.

通过本文 F_1 、 F_2 、 F_9 、 F_8 、与文献[9]中共同的标准函数 F_1 、 F_2 、 F_5 、 F_6 结果进行对比,很明显的可以看出本文中的测试的最优值和平均最优值都是优于文献[9]的改进算法 LEALO 以及其对比算法 CLALO、MALO,说明本文改进的算法寻优性能更好.

总体来说,对于单峰函数,改进的算法 CALO 的收敛速度快,性能良好,100%达到了算法对比最优,50%达到了理论最优,开发性强;对于多峰函数,有不止一个最优值,测试更具有挑战性,而 CALO 的测试结果显示 100% 达到了算法对比最优,66.7%达到了理论最优,说明 CALO 在多峰函数测试方面更具有优势,寻优性能更好.

为了更加简明直观地对比 CALO 算法与 ALO、FPA、BA 四种算法的寻优性能,图 1 给出了其中的六个测试函数在实验时 30 次独立测试的其中一次的收敛曲线.

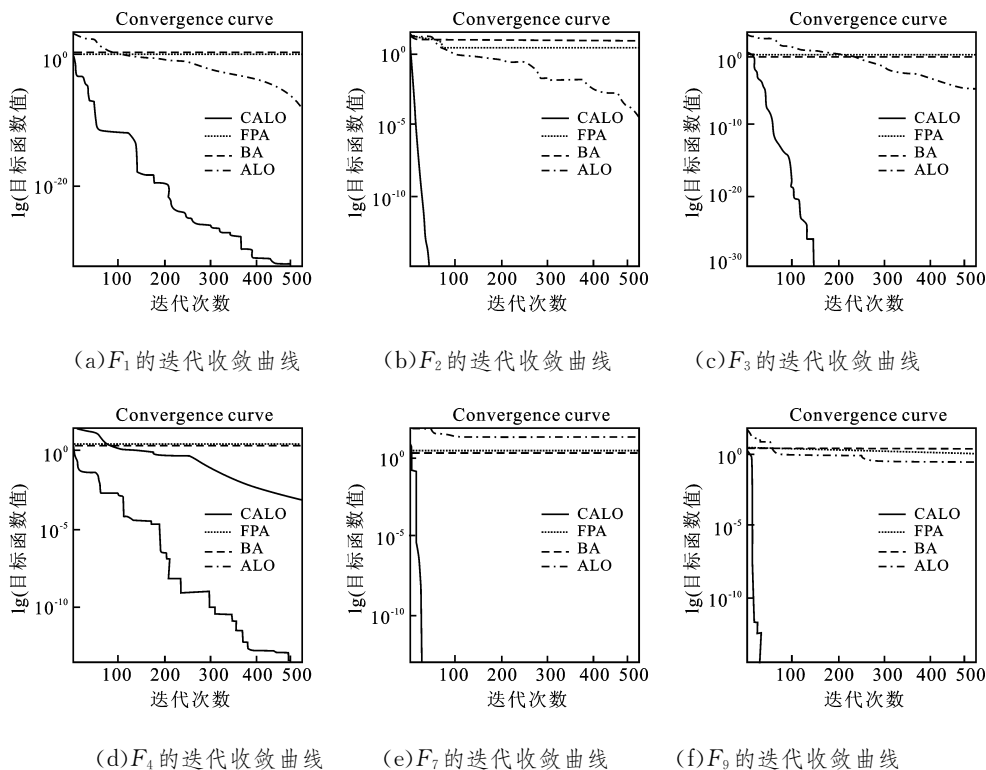


图1 测试函数的迭代收敛曲线

从图中可以看出, CALO 算法可以在最短的时间内找到最优值或者接近于理论最优值, 且收敛曲线最接近于数轴, 这说明了 CALO 的寻优性能更高, 收敛效果更好, 具有很强的开发性, 收敛精度更高. F_2 、 F_3 、 F_7 、 F_9 四个函数的收敛曲线表明, 在迭代次数在 100 左右的时候收敛曲线就已经达到了理论最优且一直保持, 充分证明 CALO 的寻优性能很高, 其收敛速度和收敛精度相比其他函数都有很大的提高; F_1 是在迭代最后接近于理论值的, 但是其整体的寻优性能还是很高的; 对于函数 F_4 , 可以看出 CALO 相比 ALO 在测试中快速地接近理论最优值. 这些图像更加简明直观的证明了 CALO 在改进之后收敛精度的提高, 并且有效提升了全局搜索能力以及局部的开发能力.

5 结束语

本文提出了一种基于柯西变异的蚁狮优化算法—CALO 算法. 该算法在蚁狮位置更新后, 采用轮盘赌挑选出精英蚁狮个体, 改善蚁狮群体的适应性, 提高种群的总体寻优效率; 采用具有自适应的柯西变异算子使得蚁狮个体受局部极值点约束力下降, 能够快速跳出局部最优, 能够在很大程度上改善蚁狮优化算法易陷入局部最优和收敛精度低的不足. 仿真实验结果证明, CALO 算法是可行有效的,

其寻优性能有了很大的提高.

本文的不足: 首先本文的实验只使用了 9 个测试函数, 但是其他的标准测试函数应该在将来进行测试, 以验证和扩展所提出的算法; 其次如何使改进算法表现出更好的寻优性能是下一步的研究工作; 最后就是进一步将算法应用到更广泛的领域.

参考文献:

- [1] MIRJALILI S. The ant lion optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2015, 83(1): 80-98.
- [2] TALATAHARI S. Optimum design of skeletal structures using ant lion optimizer[J]. International Journal of Optimization in Civil Engineering, 2016, 6(1): 13-25.
- [3] MAHAJAN A, KAUR M G. Community detection in complex networks using a novel nature inspired algorithmic approach based on ant lion optimizer[D]. Thapar University Patiala, 2015.
- [4] YAO P, WANG H. Dynamic adaptive ant lion optimizer applied to route planning for unmanned aerial vehicle[J]. Soft Computing, 2017, 21(18): 5475-5488.
- [5] 赵世杰, 高雷阜, 于冬梅, 等. 带混沌侦查机制的蚁狮优化算法优化 SVM 参数[J]. 计算机科学与探索, 2016, 10(5): 722-731.

(下转第 54 页)

5 结束语

本文针对情感分类问题,提出结合句法规则、词向量以及情感本体的方法,同时考虑句法特征和语义特征对数据进行分类,由实验数据表明,本文的VWEO方法在情感分类准确率方面相比于传统的分类方法有着一定的优越性.在以后的工作中,我们打算对被否定的情感词进行更高效的利用,并对更多的句式进行分析,而不仅仅只是考虑转折句式,进一步的使情感分类效果得到提升.

参考文献:

[1] TURNEY P. Thumbs Up or Thumbs Down Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews[C]. Proceedings of Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Philadelphia,USA, 2002:417-424.

[2] ALMATARNEH S, GAMALLO P. Automatic Construction of Domain-Specific Sentiment Lexicons for Polarity Classification[C]// International Conference on Practical Applications of Agents and Multi-Agent Systems, Avila,Spain, 2018.

[3] LIU K L, LI W J, GUO M. Emoticon Smoothed Language Models for Twitter Sentiment Analysis[C]//

AAAI Conference on Artificial Intelligence, Toronto, Canada, 2012.

[4] 姜杰, 夏睿. 机器学习与语义规则融合的微博情感分类方法[C]// 自然语言处理与中文计算会议. Kunming,China, 2016.

[5] MIKOLOV T, CHEN K, CORRADO G, et al. Efficient Estimation of Word Representations in Vector Space[J]. Computer Science, 2013, 5(4):243-254.

[6] XUE B, FU C, ZHAN S. A Study on Sentiment Computing and Classification of Sina Weibo with Word2vec[C]// IEEE International Congress on Big Data, Washington,USA, IEEE, 2014:358-363.

[7] ZHANG D, XU H, SU Z, et al. Chinese comments sentiment classification based on word2vec and SVM perf[J]. Expert Systems with Applications, 2015, 42(4):1857-1863.

作者简介:

郑 诚 男,(1964-),博士,副教授.研究方向为数据挖掘,智能语义信息检索.

潮 旭(通讯作者) 男,(1994-),硕士研究生.研究方向为数据挖掘,情感分类,大数据. E-mail:1105741346@qq.com.

章金平 女,(1991-),硕士研究生.研究方向为数据挖掘,推荐系统,大数据.

(上接第 49 页)

[6] 赵小国,刘丁,景坤雷. 融合改进蚁狮算法和 T-S 模糊模型的噪声非线性系统辨识[J/OL]. 控制与决策:1-7 [2018-06-11]. <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2017.1282>.

[7] 景坤雷,赵小国,张新雨,等. 具有 Levy 变异和精英自适应竞争机制的蚁狮优化算法[J]. 智能系统学报, 2018,13(2):236-242.

[8] 杜晓昕,张剑飞,郭媛,等. 基于柯西-高斯动态消减变异的果蝇优化算法研究[J]. 计算机工程与科学,2016, 38(6):1171-1176.

[9] 郭振洲,王平,马云峰,等. 基于自适应权重和柯西变异的鲸鱼优化算法[J]. 微电子学与计算机,2017,34(9): 20-25.

[10] 韩旭明,邱兵,刘翹铭,等. 基于柯西变异的果蝇优化算法[J]. 微电子学与计算机,2017,34(11):26-30.

作者简介:

于建芳 女,(1992-),硕士研究生.研究方向为群智能算法、智能计算、工程优化、项目调度.

刘 升(通讯作者) 男,(1966-),博士,教授.研究方向为人工智能、智能计算. E-mail:m18817568572_1@163.com.

韩斐斐 女,(1993-),硕士研究生.研究方向为群智能算法、智能计算.

肖子雅 女,(1994-),硕士研究生.研究方向为智能算法、项目调度与优化.