

混合 Levy 变异与混沌变异的改进人工鱼群算法

费 腾^{1,2}, 张立毅^{1,2}, 陈 雷^{1,2}

(1. 天津商业大学 信息工程学院, 天津 300134; 2. 天津大学 电子信息工程学院, 天津 300072)

摘 要: 在基本人工鱼群算法的后期, 人工鱼会有极大可能聚集在非全局最优值处, 导致算法陷入局部最优, 从而使得基本鱼群算法在搜索精度、收敛速度及稳定性等方面受到严重影响。为克服上述缺点, 在自适应 Levy 分布的基础上, 提出一种混合变异改进人工鱼群算法。利用 Levy 分布及混沌变异的特点, 增加基本人工鱼群算法中人工鱼状态的多样性, 提高基本人工鱼群算法跳出局部最优的能力。对基本鱼群算法进行改进, 通过典型测试函数的实验仿真结果表明, 与粒子群算法及人工鱼群算法相比, 改进人工鱼群算法的寻优能力更强。

关键词: 人工鱼群算法; Levy 分布; 混沌; 变异; 函数优化

中文引用格式: 费 腾, 张立毅, 陈 雷. 混合 Levy 变异与混沌变异的改进人工鱼群算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(7): 146-152, 158.

英文引用格式: Fei Teng, Zhang Liyi, Chen Lei. Improved Artificial Fish Swarm Algorithm Mixing Levy Mutation and Chaotic Mutation[J]. Computer Engineering, 2016, 42(7): 146-152, 158.

Improved Artificial Fish Swarm Algorithm Mixing Levy Mutation and Chaotic Mutation

FEI Teng^{1,2}, ZHANG Liyi^{1,2}, CHEN Lei^{1,2}

(1. College of Information Engineering, Tianjin University of Commerce, Tianjin 300134, China;
2. College of Electronic Information Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

【Abstract】 In the late stage of basic artificial fish swarm algorithm, artificial fish has great potential to be aggregated in a non global optimum, causing the algorithm to fall into local optimum, thus the artificial fish swarm algorithm is seriously affected in search accuracy, convergence speed and stability. In order to overcome this shortcoming, an improved adaptive Levy distribution mixed mutation artificial fish swarm algorithm is proposed. By the characteristics of Levy distribution and chaotic mutation, the diversity of artificial fish in basic artificial fish swam algorithm is increased, which improves the ability of the basic artificial fish swarm algorithm to jump out of local optimum, so as to improve the basic fish swarm algorithm. Simulation results of the typical test function show the improved artificial fish swarm algorithm has better optimization ability than the particle swarm optimization algorithm and artificial fish swarm algorithm.

【Key words】 artificial fish swarm algorithm; Levy distribution; chaos; mutation; function optimization

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2016.07.025

1 概述

人工鱼群算法作为一种新的智能优化算法主要模拟了鱼群觅食的过程^[1]。该算法具有简单易实现、并行能力强、对初始值要求不高等优点, 但是在

基本人工算法的后期, 人工鱼在非全局最优值处严重聚集, 导致算法后期搜索精度不高及收敛速度慢。如果在算法后期加入变异, 则会增加算法的多样性, 提高算法的有效性^[2]。文献[3]将高斯变异引入到基本人工鱼群算法中, 提出了基于自适应高斯变异

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61401307); 中国博士后科学基金资助项目(2014M561184); 天津市高等学校科技发展计划基金资助项目(20110709); 天津市应用基础与前沿技术研究计划基金资助项目(15JCYBJC17100); 天津市科技特派员基金资助项目(15JCJJC63000); 中国物流学会基金资助项目(2014CSLKT3-16)。

作者简介: 费 腾(1983-), 女, 实验师、博士研究生, 主研方向为群智能算法、智能计算; 张立毅, 教授、博士、博士生导师; 陈 雷, 副教授、博士。

收稿日期: 2015-07-10 **修回日期:** 2015-08-18 **E-mail:** feiteng@tjcu.edu.cn

的人工鱼群算法。文献[4]将柯西变异引入到基本人工鱼群算法中,提出了自适应柯西变异人工鱼群算法。文献[5]将差分变异及高斯变异引入到人工鱼群算法中,提出了混合变异算子的人工鱼群算法。

由于 Levy 分布属于厚尾分布,其相对高斯分布和柯西分布的尾翼更宽厚,因此具有更好的扰动能力,更加提高了跳出局部最优的可能性。本文提出一种新的自适应 Levy 分布混合变异的改进人工鱼群算法,将 Levy 变异及混沌变异引入到基本鱼群算法中,将公告板记录的历史最优鱼个体代替当前鱼群中最差鱼个体,形成中间鱼群。在中间鱼群中,对历史最优鱼个体进行混沌变异,其他鱼个体进行 Levy 变异,从而更有效地提高基本鱼群算法的性能。

2 人工鱼群算法

基本鱼群算法数学模型如下:

用 $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 描述各个人工鱼的位置,用 $Y = f(x)$ 描述当前人工鱼所在位置的食物浓度,其中, x_i 为寻优变量; Y 为寻优的目标。 δ 表示拥挤度因子; $step$ 表示人工鱼移动的步长; $Trynumber$ 表示人工鱼每次觅食最大的试探次数。

(1) 觅食行为

人工鱼的当前位置为 x_i , 在视野允许范围内随机选择下一个位置 x_j , 假设在处理极小值问题中 $Y_i > Y_j$, 则向 x_j 方向前进一步, 否则重新随机选择 x_j , 再次判断是否满足前进条件^[6]。若反复次数达到尝试次数 Try_number 时, 随机游动一步。

$$\begin{cases} x_j = x_i + \text{rand}() \cdot step \cdot \frac{x_j - x_i}{\|x_j - x_i\|} & Y_i > Y_j \\ x_j = x_i + \text{rand}() \cdot step & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $\text{rand}()$ 为 $(0, 1)$ 的随机数。

(2) 聚群行为

人工鱼当前位置为 x_i , 其食物浓度为 Y_i , 在其视野允许的范围内伙伴数量为 n_f , 若 $Y_c/n_f > \delta Y_i$, 表示伙伴中心位置 X_c 的食物浓度较高, 且周围处在拥挤状态, 则人工鱼向中心位置 X_c 前进一步, 否则执行觅食行为^[7]。

$$\begin{cases} x_j = x_i + \text{rand}() \cdot step \cdot \frac{x_c - x_i}{\|x_c - x_i\|} & Y_c/n_f > \delta Y_i \\ \text{觅食行为} & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

(3) 追尾行为

人工鱼的当前位置为 x_i , 其食物浓度为 Y_i , 在其视野允许范围内能够寻找到的食物浓度最高时的人工鱼位置为 x_{\max} , 若 $Y_{\max}/n_f > \delta Y_i$, 表示处于 x_{\max} 位置

的人工鱼具有较高的食物浓度, 且周围不拥挤, 可以向 x_{\max} 位置前进一步, 否则执行觅食行为。

$$\begin{cases} x_j = x_i + \text{rand}() \cdot step \cdot \frac{x_{\max} - x_i}{\|x_{\max} - x_i\|} & Y_{\max}/n_f > \delta Y_i \\ \text{觅食行为} & \text{else} \end{cases} \quad (3)$$

3 自适应 Levy 分布的人工鱼群算法

在基本人工鱼群算法的后期, 人工鱼会有极大可能严重聚集在非全局最优值, 导致基本人工鱼群算法陷入局部最优, 从而使得基本人工鱼群算法在搜索精度、收敛速度及稳定性等方面受到严重影响^[8]。为了克服这一缺点, 利用 Levy 分布及混沌变异的特点, 对基本鱼群算法进行改进, 提出自适应 Levy 分布混合变异的改进人工鱼群算法。该改进算法的基本思想是, 当人工鱼在寻优后期陷入局部最优时, 根据公告板的信息, 将公告板上的历史最优鱼个体替换当前状态下的最差鱼个体, 形成中间鱼群。将中间种群中的历史最优鱼个体进行混沌变异, 其他鱼个体进行 Levy 变异。历史最优鱼进行混沌变异的作用是使得改进算法在跳出局部最优束缚的同时增强局部搜索的能力。对其他鱼个体进行 Levy 变异的作用是增加人工鱼的多样性, 提高全局搜索的能力, 引导人工鱼向最优解的方向移动, 从而提高基本人工鱼群算法在各方面的寻优能力。

3.1 Levy 分布

Levy 分布在 20 世纪 30 年代提出^[9], 其概率密度函数为:

$$L_{\alpha, \gamma}(z) = \frac{1}{\pi} \int_0^{\infty} \exp(-\gamma q^\alpha) \cos(qz) dq \quad (4)$$

其中, α, γ 为 Levy 分布的 2 个特征参数; $0 < \alpha \leq 2, \gamma > 0$ 。 α 用来控制分布图形的锐度; γ 用来控制分布的尺度单位。当 $\alpha = 2$ 时, Levy 分布等同于高斯分布, 当 $\alpha = 1$ 时, Levy 分布等同于柯西分布^[10]。对于一般的 α 取值, 通过 Levy 分布的概率密度函数分析起来比较困难, 所以利用数值模拟算法产生 Levy 分布随机数^[11]。

假设产生 2 个独立同分布的随机变量 x, y , 其标准差分别为 σ_x, σ_y 。 σ_x 和 σ_y 取决于参数 α , 且相互影响。因此, 令 $\sigma_y = 1$, 则 σ_x 只受参数 α 的影响。产生如下变量 v :

$$v = \frac{x}{|y|^{1/\alpha}} \quad (5)$$

变量 w 通过如下非线性变换用以服从 Levy 分布: $w = \{ [K(\alpha) - 1] \exp(-v/C(\alpha)) + 1 \} v$ (6)

为了获得尺度单位因子 γ 不为 1 的 Levy 分布, 做如下线性变换:

$$z = \gamma^{1/\alpha} w \quad (7)$$

$\sigma_x, K(\alpha)$ 以及 $C(\alpha)$ 的值可以通过文献[12]查表得到。根据上述步骤得到的分布能够快速准确地收敛于 Levy 分布。

3.2 Levy 变异及混沌变异

在传统的进化算法中, 初始种群包含 n 个个体, 每个个体代表一组实向量 $(x_i, \sigma_i), i = 1, 2, \dots, n$ 。每一个 x_i 和 σ_i 都有 m 个分量:

$$x_i = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(m)\} \quad (8)$$

$$\sigma_i = \{\sigma_i(1), \sigma_i(2), \dots, \sigma_i(m)\} \quad (9)$$

初始种群个体在变异算子的作用下, 按下式产生新的个体 (x'_i, σ'_i) :

$$x'_i(j) = x_i(j) + \sigma'_i(j) \delta_j(t) \quad (10)$$

$$\sigma'_i(j) = \sigma_i(j) \exp\{(\tau' N(0, 1) + \tau N_j(0, 1))\} \quad (11)$$

其中, $j = 1, 2, \dots, m; N(0, 1)$ 用于产生个体的高斯分布随机数, $N_j(0, 1)$ 用于产生每个分量的新的高斯分布随机数。文献[13]给出了参数 τ 和 τ' 的定义, 即:

$$\tau = \frac{1}{\sqrt{2\sqrt{n}}} \quad (12)$$

$$\tau' = \frac{1}{\sqrt{2n}} \quad (13)$$

对上述变异操作, $\delta_j(t)$ 选取不同分布的随机数时, 产生不同的变异算子。

3.2.1 Levy 变异

Levy 分布相比于高斯分布及柯西分布的尾翼较为宽大, 如图 1 所示。因此, 服从 Levy 分布随机数的 Levy 变异算子具有更好的变异步长, 相比于高斯变异算子及柯西变异算子, Levy 变异算子产生的扰动作用更强。Levy 变异的引入提高了算法全局寻优能力, 同时对于算法跳出局部最优解起到更好的引导作用, 保持了种群的多样性。

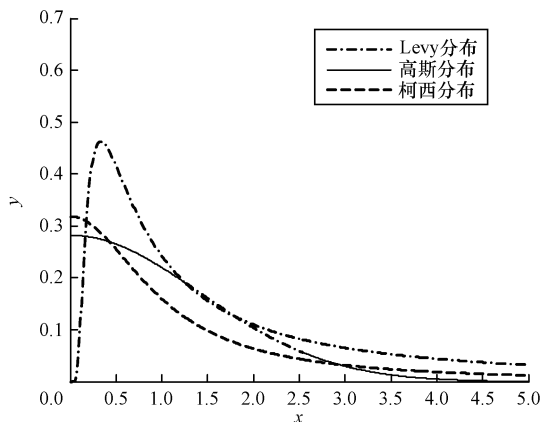


图 1 Levy 分布、柯西分布及高斯分布对比

当 $\delta_j(t)$ 为 Levy 分布随机数时, 式(10)演变为 Levy 变异算子, 即:

$$x'_i(j) = x_i(j) + \sigma'_i(j) L_j(t) \quad (14)$$

其中, $L_j(t)$ 为服从 Levy 分布的随机数。

3.2.2 混沌变异

混沌是非线性系统中普遍存在的一种无序的状态, 广泛存在于自然及社会现象中。表面混乱的混沌过程却有很强的内在规律性。混沌运动能在一定范围内按其自身的规律不重复遍历所有状态, 这种遍历性特点可作为搜索过程中避免陷入局部极值的一种优化机制^[14]。混沌变异的引入, 增强了算法局部搜索的能力, 保证了算法后期的收敛速度。

当 $\delta_j(t)$ 为混沌随机序列产生的随机数时, 式(10)演变为混沌变异算子, 即:

$$x'_i(j) = x_i(j) + \sigma'_i(j) H_j(t) \quad (15)$$

$H_j(t)$ 为在 $[-2, 2]$ 区间按照混沌规律变化的序列产生的随机数^[15-16]。混沌序列一般采用一维 Logistic 映射:

$$Z_{k+1} = \mu Z_k [1 - Z_k], Z_k \in [0, 1] \quad (16)$$

其中, μ 为控制参数, 取值为 $[3.56, 4]$, 当 $\mu = 4, 0 \leq Z_k(0) \leq 1$ 时, Logistics 映射完全处于混沌状态^[17]。 $H_j(t)$ 为通过 Z_k 放大平移后得到。

4 算法步骤及时空复杂度分析

4.1 算法步骤

改进人工鱼群算法步骤如下:

步骤 1 初始化鱼群。包括人工鱼群的规模、初始位置设置、视野、步长、拥挤度、试探次数、最大迭代次数、Levy 变异的特征参数及混沌变异的控制参数等。

步骤 2 初始化公告板。计算各个初始人工鱼个体当前的状态值, 利用公告板将最优的状态值记录下来。

步骤 3 鱼群行为选择。各个人工鱼分别进行追尾行为和聚群行为, 评价 2 种行为后的值, 选择值较小的行为作为实际执行的行为, 缺省行为是觅食行为^[18]。

步骤 4 公告板更新。一次迭代以后, 若鱼群中最优鱼的值大于公告板所记录的值, 进行公告板的更新替代。

步骤 5 变异条件判断。如果公告板上记录的最优个体在连续多次迭代执行后仍没有改变, 且连续的次数达到未改变次数的最大时, 执行步骤 6; 否则执行步骤 7。

步骤 6 变异操作。人工鱼群体中的最差个体被公告板上记录的最优个体代替, 形成一个父代中间种群。在中间鱼群对历史最优鱼进行混沌变异, 其他鱼进行 Levy 变异。计算最优值与公告板比较, 若优, 表明变异成功, 更新公告板, 同时设置公告板

未改变次数为 0, 执行步骤 7; 否则, 重新变异, 若达到最大变异次数时仍不成功就采用最后一轮的变异, 执行步骤 7。

步骤 7 终止条件判断。判断是否已达到最大迭代次数, 若不满足, 执行步骤 3, 否则执行步骤 8。

步骤 8 算法终止, 输出最优解, 即公告板中记录的人工鱼的状态和浓度值。

4.2 时空复杂度分析

4.2.1 时间复杂度分析

在通常情况下, 算法的时间复杂度与算法执行加、减、乘、除、比较等基本操作的次数是等同的。假设改进鱼群算法的人工鱼群规模为 N , 按照算法的执行步骤进行算法时间复杂度分析^[19]。

步骤 1 中人工鱼群的初始化需要进行 N 次操作, 其他参数的初始化需要常数次操作, 因此, 步骤 1 的时间复杂度为 $O(N)$ 。

步骤 2 中公告板的初始化过程中需要 1 次赋值、 $N-1$ 次比较, 因此, 步骤 2 的时间复杂度为 $O(N)$ 。

步骤 3 中执行聚群行为过程中需要比较 1 次, 移动 1 次, 计算拥挤度 N 次。执行追尾行为过程中需要比较 1 次, 移动 1 次, 计算拥挤度 N 次, 寻找最优状态 N 次。执行觅食行为过程中需要试探 try_number 次。因此, 步骤 3 的时间复杂度为 $O(N^2 + 2 \times N) + O(2 \times N^2 + 2 \times N) + O(N \times try_number)$ 。

步骤 4 中公告板更新需要比较 1 次。因此, 步骤 4 的时间复杂度为 $O(2 \times N)$ 。

步骤 5 中变异条件判断需要比较 1 次。因此, 步骤 5 的时间复杂度为 $O(N)$ 。

步骤 6 的变异操作需要混沌变异操作 1 次, Levy 变异操作 1 次, 比较 2 次, 赋值 1 次。因此, 步骤 6 的时间复杂度为 $O(N + N + 2 \times N + N)$ 。

步骤 7 的终止条件判断操作需要比较 1 次。因此, 步骤 7 的时间复杂度为 $O(1)$ 。

步骤 8 的算法终止操作需要赋值 1 次, 时间复杂度为 $O(1)$ 。

经历上述步骤后, 改进算法在 NC 次迭代后的时间复杂度为: $O(NC \times (3 \times N^2 + 14 \times N + N \times try_number))$ 。

4.2.2 改进算法空间复杂度分析

空间复杂度是用算法执行时占用存储空间来衡量的。以函数优化为例, 假设人工鱼群的规模为 N , 迭代次数为 NC , 需要求解的函数的维数为 D 。按照算法步骤进行空间复杂度分析。在改进鱼群算法中, $X[D][N]$ 存储初始化自变量的值, $Y[1][N]$ 存储初始化函数值, $Bestx[D][NC]$ 存储每步优化的自变量, $Besty[1][NC]$ 存储每步优化函数值。在聚群行为中, $X_1[D][1]$ 存储聚群行为寻优自变量,

$Y_1[1][1]$ 存储聚群行为寻优函数值。追尾行为中, $X_2[D][1]$ 存储追尾行为寻优自变量, $Y_2[1][1]$ 存储追尾行为寻优函数值。 $X_3[D][N]$ 存储变异后的寻优自变量, $Y_3[1][N]$ 存储变异后的寻优函数值。因此, 整个改进人工鱼群算法的空间复杂度为: $2 \times O(DN) + O(DNC)$ 。

5 算法测试与分析

利用表 1 中的 4 个典型测试函数对改进人工鱼群算法进行测试, 说明改进人工鱼群算法的优化性能。

表 1 测试函数

序号	测试函数	取值范围	维数
1	$f(x) = (x_1 + x_2)^{0.25} [\sin^2(50(x_1^2 + x_2^2)0.1) + 1.0]$	$x_i \in [-100, 100]$	2
2	$f(x) = 20 + e - 20e^{-\frac{1}{5}\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n x_i^2}} - e^{-\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)}$	$x_i \in [-15, 30]$	30
3	$f(x) = \sum_{i=1}^n ([x_i + 0.5])^2$	$x_i \in [-100, 100]$	30
4	$f(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	$x, y \in [-10, 10]$	2

函数 1 为 Shaffer F7 函数, 该函数在其定义域内只有一个全局最优点, 即 $f(0, 0) = 0$ ^[20]。

函数 2 为 Ackley 函数, 该函数在 $x = (0, 0, \dots, 0)$ 处取得函数最小值 0 ^[21]。

函数 3 为 Step 函数, 该函数在 $x = (0, 0, \dots, 0)$ 处取得全局最小值 0 ^[22]。

函数 4 为 Rotated hyper-ellipsoid 函数, 该函数在 $x = (0, 0, \dots, 0)$ 处达到全局最优值为 0 ^[23]。

利用 3 个指标衡量基于自适应 Levy 分布混合变异的改进人工鱼群算法的寻优性能: (1) 确保固定代数不变的情形下, 寻求算法的最优值、最差值及平均值。通过上述 3 个值说明算法的搜索精度。(2) 预先设定一个阈值, 计算算法寻优达到阈值的次数与总的运行次数之比, 计算所得的百分比被称为成功率。成功率用来表示算法的可靠性。算法的优化速度用平均收敛代数表示。(3) 寻求算法寻优的标准差用以表示算法的稳定性。

函数 1 设置人工鱼个数为 100, 尝试次数为 100, 人工鱼的视野为 100, 拥挤度因子为 0.618, 人工鱼移动的最大步长为 3, 无变化迭代次数最大阈值 2。Levy 分布的特征参数 α 为 0.8, 混沌变异的控制参数为 4。表 2 为基本人工鱼群算法、改进鱼群算法及粒子群算法的搜索精度统计, 设定固定迭代次数为 2 000, 实验独立运行 30 次。表 3 为基本人工鱼群算法、改进鱼群算法的可靠性能及稳定性能统计。设置阈值为 0.01。图 2 为函数 1 的基本人工鱼群算法最优坐标移动。图 3 为函数 1 的改进人工鱼群算法最优坐标移动。图 4 为函数 1 的基本鱼群算法与

改进人工鱼群算法寻优曲线对比。

表 2 算法搜索精度比较 1

算法	最优解精度	最差解精度	平均解精度
AFSA	0.000 557 6	0.177 00	0.025 77
ALMM-AFSA	0.000 00	0.000 00	0.000 00
PSO ^[24]	3.999 3E-11	9.974 7E-11	8.106E-11

表 3 算法可靠性及稳定性比较 1

算法	成功率/%	平均代数	标准差
AFSA	56.67	1 020.333	0.041 62
ALMM-AFSA	100.00	701.867	0.000 00

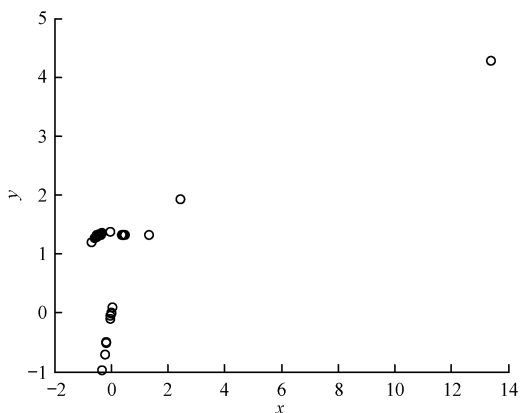


图 2 基本人工鱼群算法最优坐标移动 1

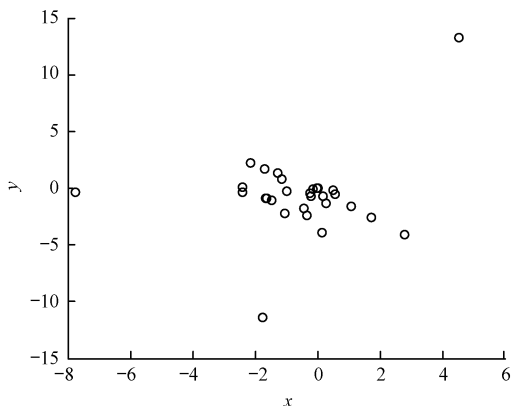


图 3 ALMM-AFSA 算法最优坐标移动 1

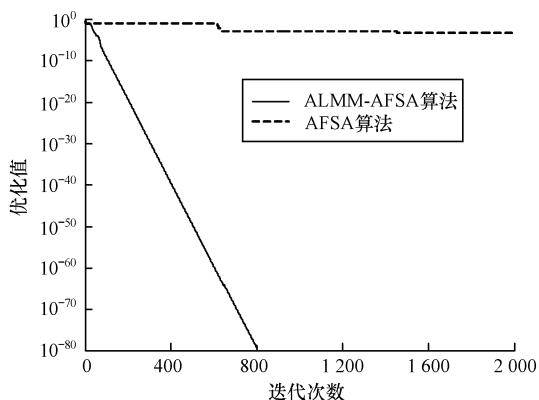


图 4 寻优曲线对比 1

函数 2 设置人工鱼个数为 100, 尝试次数为 100, 人工鱼的视野为 10, 拥挤度因子为 0.618, 人工鱼移动的最大步长为 0.1, 无变化迭代次数最大阈值为 2。Levy 分布的特征参数 α 为 0.8, 混沌变异的控制参数为 4。表 4 为基本人工鱼群算法、改进鱼群算法及粒子群算法的搜索精度统计, 设定固定迭代次数为 500, 实验独立运行 30 次。表 5 为基本人工鱼群算法、改进鱼群算法的可靠性能及稳定性能统计。设置阈值为 0.01。图 5 为函数 2 的基本人工鱼群算法最优坐标移动。图 6 为函数 2 的改进人工鱼群算法最优坐标移动。图 7 为函数 2 的基本鱼群算法与改进人工鱼群算法寻优曲线对比。

表 4 算法搜索精度比较 2

算法	最优解精度	最差解精度	平均解精度
AFSA	0.000 778 4	0.177 01	0.030 864
ALMM-AFSA	0.000 000 0	0.000 00	0.000 000
PSO ^[25]	0.617 000 0	4.345 00	2.771 000

表 5 算法可靠性及稳定性比较 2

算法	成功率/%	平均代数	标准差
AFSA	50	179.600	0.046 80
ALMM-AFSA	100	89.133	0.000 00

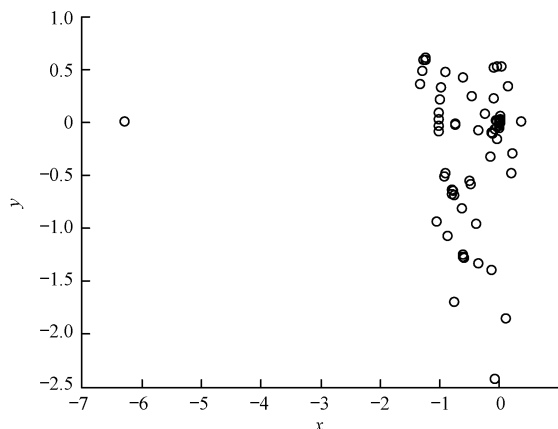


图 5 基本人工鱼群算法最优坐标移动 2

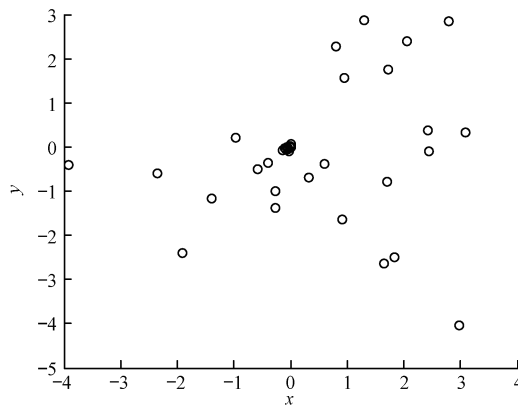


图 6 ALMM-AFSA 算法最优坐标移动 2

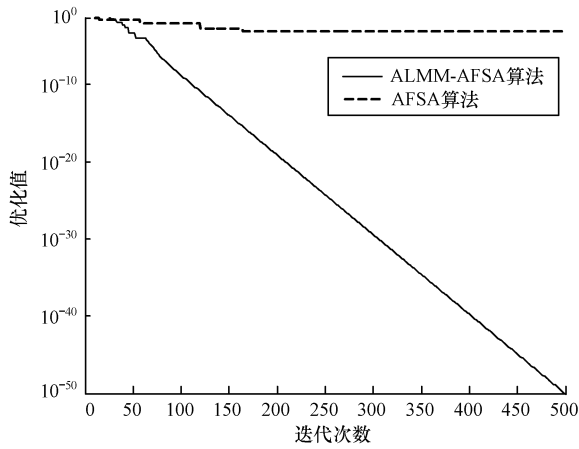


图 7 寻优曲线对比 2

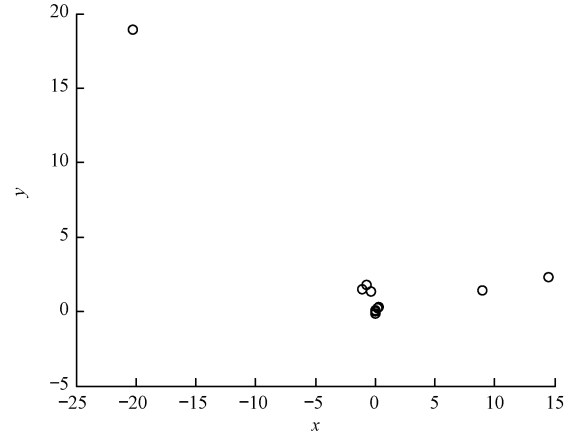


图 9 ALMM-AFSA 算法最优坐标移动 3

函数 3 设置人工鱼个数为 100, 尝试次数为 100, 人工鱼的视野为 300, 拥挤度因子为 0.618, 人工鱼移动的最大步长为 18, 无变化迭代次数最大阈值为 2。Levy 分布的特征参数 α 为 0.8, 混沌变异的控制参数为 4。表 6 为基本人工鱼群算法、改进鱼群算法及粒子群算法的搜索精度统计, 设定固定迭代次数为 5 000, 实验独立运行 30 次。表 7 为基本人工鱼群算法、改进鱼群算法的可靠性能及稳定性能统计, 设置阈值为 100。图 8 为函数 3 的基本人工鱼群算法最优坐标移动, 图 9 为函数 3 的改进人工鱼群算法最优坐标移动, 图 10 为函数 3 的基本鱼群算法与改进人工鱼群算法寻优曲线对比。

表 6 算法搜索精度比较 3

算法	最优解精度	最差解精度	平均解精度
AFSA	61	185	109.067
ALMM-AFSA	0	0	0
PSO ^[26]	0	0	0

表 7 算法可靠性及稳定性比较 3

算法	成功率/%	平均代数	标准差
AFSA	33.33	2 149.876	28.438 60
ALMM-AFSA	100.00	979.467	0.000 00

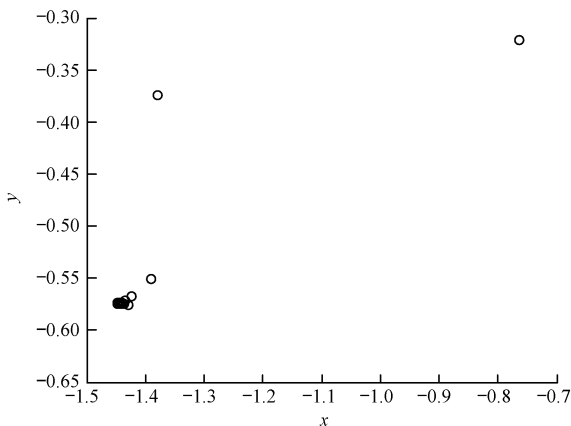


图 8 基本人工鱼群算法最优坐标移动 3

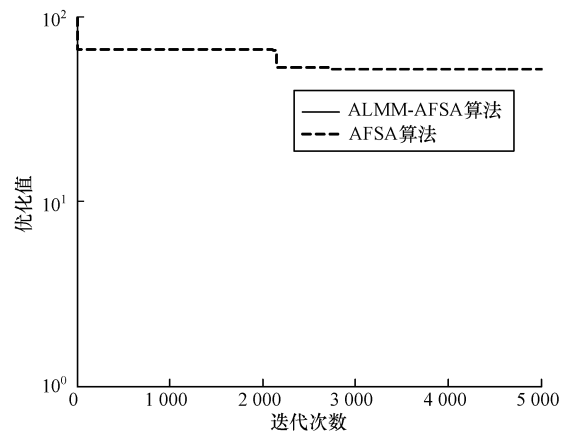


图 10 寻优曲线对比 3

函数 4 设置人工鱼个数为 100, 尝试次数为 100, 人工鱼的视野为 20, 拥挤度因子为 0.618, 人工鱼移动的最大步长为 4, 无变化迭代次数最大阈值为 2。Levy 分布的特征参数 α 为 0.8, 混沌变异的控制参数为 4。表 8 为基本人工鱼群算法、改进鱼群算法及粒子群算法的搜索精度统计, 设定固定迭代次数为 500, 实验独立运行 30 次。表 9 为基本人工鱼群算法、改进鱼群算法的可靠性能及稳定性能统计, 设置阈值为 1.0。图 11 为函数 4 的基本人工鱼群算法最优坐标移动图。图 12 为函数 4 的改进人工鱼群算法最优坐标移动图。图 13 为函数 4 的基本鱼群算法与改进人工鱼群算法寻优曲线对比图。

表 8 算法搜索精度比较 4

算法	最优解	最差解	平均解
AFSA	0.586 80	5.866 19	1.924 63
ALMM-AFSA	0.000 00	0.000 00	0.000 00
PSO ^[27]	1 757.2	5 457.4	3 098.8

表 9 算法可靠性及稳定性比较 4

算法	成功率/%	平均代数	标准差
AFSA	16.67	382.267	1.122 1
ALMM-AFSA	100.00	221.967	0.000 0

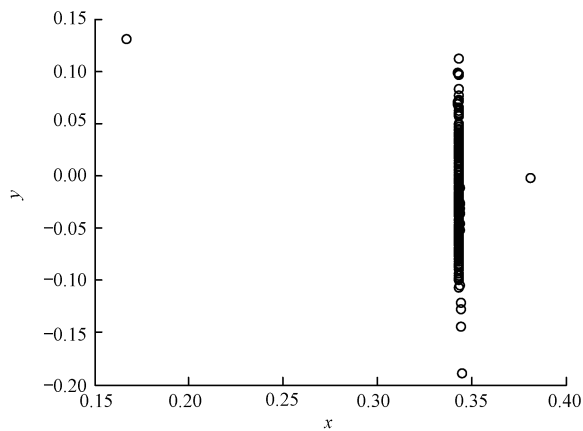


图 11 基本人工鱼群算法最优坐标移动 4

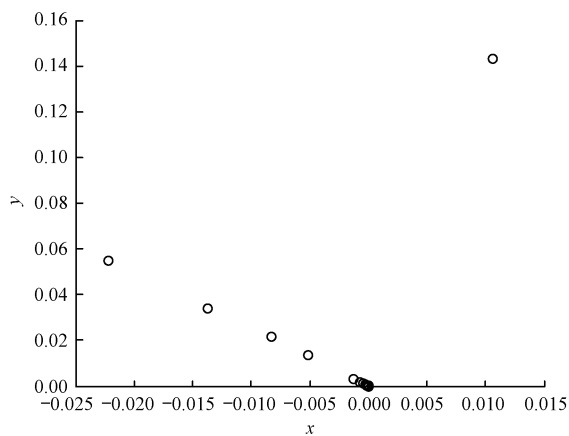


图 12 ALMM-AFSA 算法最优坐标移动 4

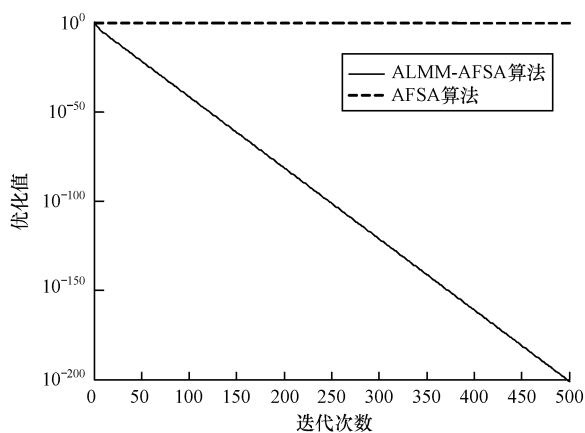


图 13 寻优曲线对比 4

从测试结果可以看出,在搜索精度方面,改进人工鱼群算法在最优解和平均解 2 个方面均要优于基本人工鱼群算法。与其他算法相比,函数 1、函数 2 及函数 4 的改进人工鱼群算法的寻优精度更高,而对于函数 3,虽然改进人工鱼群算法的搜索精度没有高于其他算法,但是却与其他算法的搜索精度水平保持一致。在可靠性及优化速度方面,对于所有函数均优于基本人工鱼群算法,因此,改进人工鱼群算

法的可靠性更强。在优化速度方面,改进人工鱼群算法的平均收敛代数均小于基本人工鱼群算法,改进人工鱼群算法具有更快的优化速度。在稳定性方面,改进人工鱼群算法的标准差均小于基本人工鱼群算法,改进人工鱼群算法具有更好的稳定性。另外,从所有函数的改进人工鱼群算法最优坐标移动图可以看出,改进人工鱼群算法有更多的人工鱼聚集在全局最小值(0,0)点附近。

6 结束语

本文提出一种新的改进人工鱼群算法——自适应 Levy 分布混合变异的改进人工鱼群算法。该算法针对基本人工鱼群算法后期出现的不足,将 Levy 变异与混沌变异的混合变异引入到基本人工鱼群算法,使得人工鱼的多样性大大增加,从而能够有效克服基本人工鱼群算法陷入局部极值的缺点。实验仿真结果表明,改进算法在搜索精度、收敛速度、稳定性等方面相比基本人工鱼群算法更加有效。

参考文献

- [1] 李晓磊,邵之江,钱积新.一种基于动物自治体的寻优模式:鱼群算法[J].系统工程理论与实践,2002,22(11):32-38.
- [2] 王波.基于自适应 t 分布混合变异的人工鱼群算法[J].计算机工程与科学,2014,35(4):120-124.
- [3] 曲良东,何登旭.基于自适应高斯变异的人工鱼群算法[J].计算机工程,2009,35(19):182-189.
- [4] 曲良东,何登旭.自适应柯西变异人工鱼群算法及其应用[J].微电子学与计算机,2010,27(10):74-78.
- [5] 曲良东,何登旭.混合变异算子的人工鱼群算法[J].计算机工程与应用,2008,44(35):50-52.
- [6] 吴姗姗,黄友锐.基于改进人工鱼群算法的 PID 控制器参数优化[J].安徽理工大学学报:自然科学版,2013,33(2):23-26.
- [7] 潘带,吴一全.二维 Ostu 图像分割的人工鱼群算法[J].光学学报,2009,29(8):2115-2121.
- [8] 张创业,莫愿斌,何登旭,等.混沌协同人工鱼粒子群混合算法及其应用[J].计算工程与应用,2010,46(32):48-54.
- [9] Lévy P. The Addition of Variables Theory [M]. Paris, France: Gauthier-Villars, 1937.
- [10] 唐洪,邱天爽,李婷.非高斯 Alpha 稳定分布环境中自适应滤波及研究进展[J].计算机工程与电子技术,2005,27(8):1336-1341.
- [11] Lee C Y, Yao Xin. Evolutionary Programming Using Mutations Based on the Levy Probability Distribution [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(1):568-575.
- [12] Mantegna R N. Fast, Accurate Algorithm for Numerical Simulation of Levy Stable Stochastic Processes [J]. Physical Review E, 1994, 49(5):4677-4683.
- [13] Bäck T, Schwefel H P. An Overview of Evolutionary Algorithms for Parameter Optimization [J]. International Journal of Computational Intelligence Research, 2008, 4(2):105-116.

(下转第 158 页)

5 结束语

本文提出一种基于 ASIFT 和图匹配的物体识别方法,可以有效提高物体识别性能,尤其是提高物体识别对仿射变换的鲁棒性和降低误识别率。本文方法的主要设计思路包括 2 个方面,一方面是在特征提取方面,提取 ASIFT 特征、纹理特征和颜色特征 3 类特征,并用三元图进行表示,增强对不同物体的区分能力,以及对仿射、平移、旋转、尺度、光照等变换的鲁棒性;另一方面是在特征匹配方面,提出分层匹配策略,融合关键点匹配和图匹配两层匹配结果,降低误识别率。通过在 2 个公共测试数据库上进行对比实验,证明本文方法与目前经典的 SIFT, ASIFT, SURF, ORB 等方法相比识别率更高,是一种有效的物体识别方法。在 ASURF 的基础上,也可以通过结合其他方法提高特征的平移、旋转和尺度变换不变性,该部分内容将在下一步工作中进行研究。

参考文献

- [1] 黄凯奇,任伟强,谭铁牛. 图像物体分类与检测算法综述[J]. 计算机学报,2014,37(6):1225-1240.
- [2] Logothetis N K, Sheinberg D L. Visual Object Recognition[J]. Annual Review of Neuroscience,1996,19(8):577-621.
- [3] Lowe D G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints [J]. International Journal of Computer Vision,2004,60(2):91-110.
- [4] Morel J M, Yu G. ASIFT: A New Framework for Fully Affine Invariant Image Comparison [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences,2009,2(2):438-469.
- [5] Yu Guosheng, Morel J M. ASIFT: An Algorithm for Fully Affine Invariant Comparison [J]. Image Processing

- on Line,2011,(2011).
- [6] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: Speeded Up Robust Features [J]. Computer Vision,2006,110(3):404-417.
- [7] Rublee E, Rabaud V, Konolige K, et al. ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C., USA: IEEE Press,2011:2564-2571.
- [8] Rosten E, Drummond T. Machine Learning for High-speed Corner Detection [C]//Proceedings of ECCV'06. Germany, Berlin: Springer,2006:430-443.
- [9] Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. BRIEF: Binary Robust Independent Elementary Features [C]//Proceedings of ECCV'10. Germany, Berlin: Springer,2010:661-675.
- [10] VOC [EB/OL]. (2013-10-21). <http://www.pascal-network.org/challenges/VOC/voc2007/workshop/index.html>.
- [11] CAVE [EB/OL]. (2013-11-11). <http://www.cs.columbia.edu/CAVE/coil-20.html> 62.
- [12] Puig L, Guerrero J J, Daniilidis K. Scale Space for Camera Invariant Features [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2014,36(9):1832-1846.
- [13] Shah U, Mistry D, Patel Y. Survey of Feature Points Detection and Matching Using SURF, SIFT and PCA-SIFT [J]. Journal of Emerging Technologies and Innovative Research,2014,1(1).
- [14] Roy M S, Bandyopadhyay S K. Face Detection Using a Hybrid Approach that Combines HSV and RGB [J]. International Journal of Computer Science and Mobile Computing,2013,2(3):127-136.
- [15] 杨泽雪,郝忠孝. 空间数据库中的组障碍最近邻查询研究[J]. 计算机研究与发展,2013,50(11):2455-2462.
- [16] 李永,殷建平,祝恩,等. 基于 FAR 和 FRR 融合的多模态生物特征识别 [J]. 自动化学报,2011,37(4):408-417.

编辑 索书志

(上接第 152 页)

- [14] 陈湘州,郑海祥,杨勇,等. 一种基于退化混沌变异算子的改进遗传算法及其应用 [J]. 长沙电力学院学报:自然科学版,2003,18(4):17-19.
- [15] 骆晨钟,邵惠鹤. 采用混沌变异的进化算法 [J]. 控制与决策,2000,15(5):557-560.
- [16] 王东升. 赤峰电网无功优化规划方案研究 [D]. 北京:华北电力大学,2008.
- [17] 高尚. 旅行商问题的混沌蚁群算法 [J]. 系统工程理论与实践,2005,8(9):100-103.
- [18] 陈广洲,汪家权,李传军,等. 一种改进的人工鱼群算法及其应用 [J]. 系统工程,2009,27(12):105-110.
- [19] Manber U. Introduction to Algorithms: A Creative Approach [M]. Milano, Italy: Addison-Wesley, 1989.
- [20] 刘洪霞,周永权. 一种基于模式搜索算子的人工萤火虫优化算法 [J]. 小型微型计算机系统,2011,32(10):2130-2133.

- [21] 刘小龙. 细菌觅食优化算法的改进及应用 [D]. 广州:华南理工大学,2011.
- [22] 周北岳,邓斌,郭观七. 基于小生境技术的改进遗传算法研究 [J]. 机械强度,2002,24(1):13-16.
- [23] 周美茹. 细菌觅食优化算法研究及其在图像匹配中的应用 [D]. 西安:西安电子科技大学,2014.
- [24] 韦杏琼,周永权,黄华娟,等. 云自适应粒子群算法 [J]. 计算机工程与应用,2009,45(1):48-50.
- [25] 朱蓉,靳雁霞,范卫华. 融合优质粒子分布的粒子群优化算法 [J]. 小型微型计算机系统,2015,36(3):576-580.
- [26] 黄平. 粒子群算法改进及其在电力系统中的应用 [D]. 广州:华南理工大学,2012.
- [27] 王翠. 改进的粒子群优化算法在整数规划和可靠性问题中的应用 [D]. 沈阳:东北大学,2010.

编辑 顾逸斐