

# 引入欧椋鸟群飞行机制的改进粒子群算法\*

孙锋利<sup>1,2</sup>, 何明一<sup>1</sup>, 高全华<sup>2</sup>

(1. 西北工业大学电子信息学院, 西安 710077; 2. 长安大学理学院, 西安 710064)

**摘要:** 传统粒子群算法存在早熟、精度低等不足,许多改进算法尽管性能略有提高,但依然存在原有弊端。生物学家对欧椋鸟群的最新研究发现:鸟群飞行机制中个体间存在拓扑相互作用,与距离远近无关。受这一研究成果启发,提出一种引入欧椋鸟飞行机制的改进粒子群算法。该算法在进化策略上引入拓扑作用和猎食动物的惊扰机制,在参数选择上提出粒子群动能的概念,在线性递减权重框架下通过粒子动能自适应更新惯性权重,拓扑作用集合采用最近邻粒子构成,将拓扑因子与惯性权重相联系,达到进化状态的平衡和自适应性。仿真实验表明,改进算法在精度、成功率和效率上具有一定的优势,尤其是对多模态优化问题。

**关键词:** 粒子群算法; Kennedy-Eberhart 模型; 惯性权重; 拓扑作用; 多模态问题

**中图分类号:** TP751.1      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2012)05-1666-04

**doi:**10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.017

## Improved particle swarm algorithm introducing flight mechanism of flock of European starlings

SUN Feng-li<sup>1,2</sup>, HE Ming-yi<sup>1</sup>, GAO Quan-hua<sup>2</sup>

(1. School of Electronics & Information, Northwestern Polytechnic University, Xi'an 710077, China; 2. School of Science, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

**Abstract:** The main defects of conventional particle swarm algorithms are premature and low precision. Many improved algorithms promoted the performance of algorithm slightly while the defects aforementioned remained in a sense. In recent research on the flock of European starlings, biologists reveal that the flying mechanism of the flock lies on a topological interaction among members, not the distance between them. Enlightened by this new discovery, this paper proposed an improved algorithm by introducing two strategies of the flock of starlings flight mechanism; the topological interaction and the disturbance of predator. With respect to the selection of parameters, it put forward a new concept of particle's kinetic energy to adjust the inertia factor adaptively in the frame of linear decreased weights. The topological interaction set consists of the near neighbors in the flock. It set the factors of inertia weight and topological interactions to affect each other. This made the evolution state more harmonic and adaptive. The numerical experiments indicate that the improved PSO algorithm surpasses the conventional ones on aspects of the optimization accuracy, success rates and overcoming the premature problem in a sense, especially in the case of multi-modal scenarios.

**Key words:** particle swarm algorithm(PSO); Kennedy-Eberhart model; inertia weights; topological interaction; multi-modal problem

## 0 引言

粒子群优化(PSO)算法是一种年轻的群智能最优化算法,相比于遗传算法(GA)、免疫算法(IA)、蚁群算法(ACO)等先进群智能算法,由于其自由参数少、算法结构简洁、易于实现。因此,近年来在最优化领域和群学习领域得到了广泛的研究和应用,国际进化计算会议(CEC)也将其列为讨论专题之一。粒子群算法是由美国科学家 Kennedy 等人<sup>[1,2]</sup>在 1995 年提出的,最初是为了模拟鸟群的群体觅食和运动行为,所以其数学基础并不完善,实现技术也不规范,在参数设置、收敛理论等方面还存在许多值得深入研究的问题。因此,从 PSO 出现至今,出现了众多对基本 PSO 的改进算法,如对惯性权重的不同设置方

式<sup>[3,4]</sup>、结合遗传算子(选择、交叉、变异)的改进算法<sup>[5]</sup>、免疫粒子群算法<sup>[6]</sup>、量子粒子群算法<sup>[7]</sup>等。这些算法在不同程度上提高了粒子群算法的收敛精度和速度,在一定范围内避免粒子种群的早熟。实际上,这些改进算法利用了粒子群算法的进化特性,结合其他群智能算法的复杂算子和进化机理,使得基本 PSO 算法获得更优的参数设置和种群个体,从而使算法具有更好的性能。但是这些改进算法的基本框架都建立在 Kennedy-Eberhart 的位移-速度模型上,这就使得其性能的改进逃不出模型的局限性,而复杂的进化算子和策略的引入也使得原本简洁的算法变得非常复杂,算法实现变得困难,算法的运行效率很低。

近年来生物学家通过对欧椋鸟群深入研究和观察发现,鸟

**收稿日期:** 2011-09-08; **修回日期:** 2011-11-01      **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(60736007);长安大学中央高校专项科研基金资助项目(CHD2010JC133)

**作者简介:** 孙锋利(1977-),男,陕西眉县人,博士研究生,主要研究方向为模式识别、智能计算等(sunfengli2005@yahoo.com.cn);何明一(1958-),男,四川盐亭人,教授,博导,主要研究方向为高光谱遥感、智能信息处理等;高全华(1976-),女,山西新绛人,讲师,博士研究生,主要研究方向为光束整形、模式识别等。

类的群体行为并非由群体中个体的相对距离决定,而是受到个体与特定数量的相邻个体间的拓扑作用制约<sup>[8,9]</sup>。这一新的发现为粒子群算法的改进提供了新的思路。本文受这一最新研究启发,提出了一种新的引入欧椋鸟飞行机制的 SFPSO (starling flight particle swarm optimization) 算法。

### 1 传统算法存在的问题分析

传统 PSO 及其各种改进算法,其基本框架和原理都建立在 Kennedy-Eberhart 的位移—速度模型的基础上,采用空间距离准则来决定粒子的下一个位置,没有考虑粒子间的拓扑作用。从社会学的角度理解,种群的学习和进化采用自省式与精英式相结合的方式,即个体通过三个通道完成学习和进化:个体历史值、历史最优值(自省式)和社会历史最优值(精英式)。其位置、速度更新公式如式(1)(2)所示。其中: $k$  代表进化代数( $k=1,2,\dots,iter_{max}$ ), $iter_{max}$  表示最大进化代数; $i$  代表第  $i$  个粒子, $j$  代表第  $j$  个待优化参数; $c_1, c_2$  为学习因子,通常取  $c_1 = c_2 = 2$ ;  $r_1, r_2$  为介于(0,1)间的随机数; $ppbest_j^{(k)}, pgbest_j^{(k)}$  分别表示第  $i$  个粒子第  $j$  个参数在第  $k$  代的历史最优位置和第  $j$  个参数在第  $k$  代的社会最优位置; $p_{ij}^{(k)}, v_{ij}^{(k)}$  分别代表第  $i$  个粒子第  $j$  个参数在第  $k$  代的位置和速度。式(1)中的前两项代表自省式学习,第三项代表精英式学习。

$$v_{ij}^{(k+1)} = v_{ij}^{(k)} + c_1 \times r_1 \times (ppbest_{ij}^{(k)} - p_{ij}^{(k)}) + c_2 \times r_2 \times (pglobal_j^{(k)} - p_{ij}^{(k)}) \quad (1)$$

$$p_{ij}^{(k+1)} = p_{ij}^{(k)} + v_{ij}^{(k+1)} \quad (2)$$

为保证算法的收敛,Shi 等人<sup>[3]</sup> 和 Clerc<sup>[4]</sup> 在 Kennedy-Eberhart 模型的基础之上相继引入权重和收敛因子等,并逐步建立了算法严格的数学基础;后来的学者为了使算法适应更为复杂的情形,将模糊理论、遗传算法、免疫算法、混沌等与粒子群算法结合起来,使粒子群算法得到了很大的发展。但是,所有这些算法依然存在如下问题:a) 容易出现早熟现象,表现在进化过程中,种群会迅速失去多样性,这在多模态问题和高维复杂优化场合容易陷入局部最优解;b) 算法的精度不高,这与其容易失去多样性密切相关;c) 各种改进算法使传统 PSO 算法具有了自适应性,一定程度上提高了算法的精度,使算法适应了更为复杂的情形,但复杂算子的引入使算法变得更为复杂,实现起来比较困难,自由参数的增多使算法效率不高,并且难以控制。从粒子进化的过程看,建立在 Kennedy-Eberhart 模型基础之上的 PSO 算法,种群中不同个体之间缺乏信息交流(只与最优粒子交流),这使得算法开始后不久粒子便出现集中,很快失去个性,导致种群失去多样性,一旦陷入局部极值后,就很难再跳出来。这对于简单的单极值函数优化影响不大,但对于复杂函数和多模态优化问题,算法就有可能无法找到全局点。文献[10]提出了一种小生境 PSO 算法来改善这种状况,它只采用自省式的学习方式,以增强粒子的个性,保证多样性,使粒子能收敛于不同的极值点。但是该算法不适合大的搜索解空间,而且粒子群必须保证一定的规模,否则难以保证精度和找到所有的极值点。

图 1 的粒子云图变化展示了传统粒子群算法如何失去种群多样性和陷入局部极值点的过程。

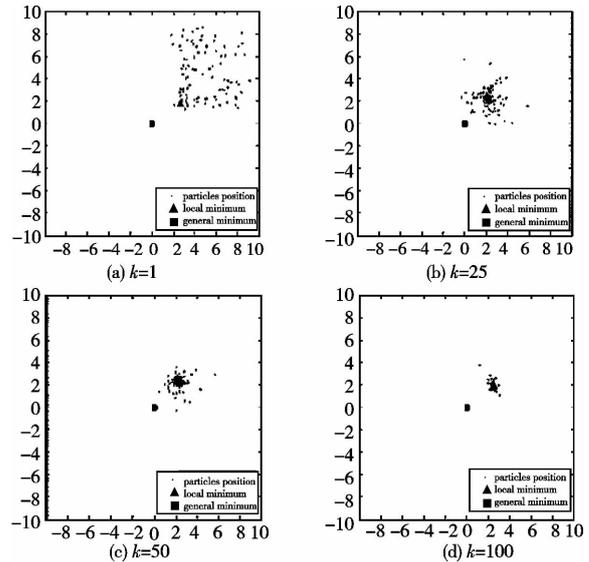


图1 不同代数时的粒子云图变化

### 2 引入欧椋鸟群飞行机制的改进 PSO 算法——SFPSO

欧椋鸟,又叫燕八哥,主要分布在欧洲境内、加拿大中部和美国全境,每到黄昏时分,在一些地区的上空,成百上千只欧椋鸟聚集在一起飞行,形成一道奇特的风景。其奇特之处在于整个鸟群的飞行就像雪崩,在飞行过程中形成一个单一的实体,个体之间完全同步,这种现象引起了世界各地研究者的广泛兴趣。罗马大学的理论物理学家乔治·帕里希认为欧椋鸟的这种飞行机制类似于雪崩和晶体形成的瞬时转变的均衡临界系统,但这种几乎瞬时的信号处理速度依然令人困惑。Ballerini 等人<sup>[11]</sup> 经过长期观察发现,欧椋鸟群之所以能形成一个单一实体,在于鸟群个体与一定数量相邻个体之间存在拓扑作用,这种作用的程度取决于这种相邻个体的数量,而个体之间的距离并不起决定作用。图 2 是欧椋鸟鸟群和计算机从三个角度重建的图像。

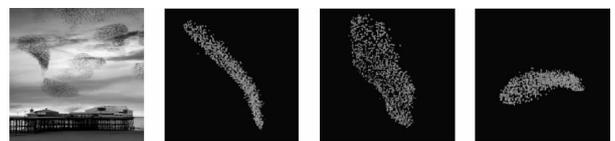


图2 欧椋鸟群及三角度计算机重建图像

#### 2.1 拓扑作用机制的引入

基于生物学家对欧椋鸟群的研究,Montes 等人<sup>[12]</sup> 研究了三种拓扑结构的粒子群算法,对欧椋鸟的飞行进行模拟:a) 全连接结构,即种群中的每个粒子是其他所有粒子的相邻点;b) Von Neumann 拓扑结构,即种群中每个粒子有四个相邻的粒子;c) 环形拓扑结构,即每个粒子有三个相邻粒子。文献[8]提出通过所谓的极化作用  $\Phi$  来度量欧椋鸟群的整体有序程度,但是对于鸟群中个体行为状态的波动应该用种群整体的速度平均衡量,即对  $N$  个个体群体中的个体  $i$ ,其速度的波动为

$$u_i = v_i - \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N v_k \quad (3)$$

极化作用和速度的波动在一定程度上反映了鸟群在空间中飞行时的拓扑变化程度或相互作用的程度。因此,本文在 Montes 等人研究的基础上,在位移—速度框架下,将这种拓扑相互作用机制引入算法,并对参数进行了新的设置,使算法在具有欧椋鸟飞行特征的同时具有更强的自适应性。其速度更

新公式为

$$v_{ij}^{(k+1)} = \omega \times v_{ij}^{(k)} + c_1 \times \text{rand} \times (\text{ppbest}_{ij}^{(k)} - p_{ij}^{(k)}) + c_2 \times \text{rand} \times (\text{pglobal}_j^{(k)} - p_{ij}^{(k)}) + c_3 \times \text{rand} \times V_{\text{topologic}}^{(k)} \quad (4)$$

$$V_{\text{topologic}}^{(k)} = \frac{1}{N} \sum_{n \in T} v_{nj}^{(k)} \quad (5)$$

其中： $c_3$  为拓扑学习因子； $N = \text{num}$ ， $\text{num} = \#T$ （集合的势）； $T$  为与第  $i$  只鸟发生拓扑作用、数量为  $\text{num}$  的粒子集合；其他参数含义同式(1)(2)。由于拓扑项式(4)的引入，使传统粒子群算法发生了深刻的变化，即单独粒子与一定数量的其他粒子在速度上保持某种同步，传统粒子群算法是不具备这一特点的。粒子云图表现为以群落为单位在解空间飞行，而不是传统算法中以点为单位飞行。图 3 用具有方向性箭头表示的粒子飞行姿态说明了这一新特点。

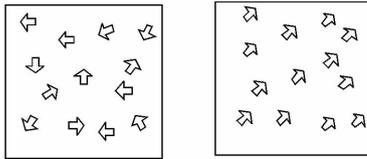


图3 拓扑作用粒子飞行姿态的变化

由于每只鸟的运动与相邻鸟的关系最为密切，相互之间完成主要的信息交流，因此，不同于 Montes 等人的研究，这里拓扑相互作用的集合  $T$ ，选取  $\text{num}$  个最近邻个体，而不是任意选取。采用欧式距离度量两个不同粒子的距离远近，即

$$\text{Dist}^{(k)}(i, j) = \sqrt{\sum_{n=1}^D (p_{in}^{(k)} - p_{jn}^{(k)})^2} \quad (6)$$

对于第  $k$  代第  $i$  个粒子，计算其与其他粒子的距离，取  $\text{num}$  个距离最近的粒子，其序号组成集合  $T$ ，根据式(4)计算拓扑作用项。 $\text{num}$  采用事先设置的方式，一般取  $\text{num} = 3 \sim 7$ 。

由于拓扑因子所起的作用是保持种群的多样性，从而在更大范围进行搜索，当惯性权重减小，使粒子群逐渐失去多样性时，此时应加强拓扑作用，使粒子与其他个体的信息交互增强，从而避免种群坍塌到局部点；同时，为了保证精度，默认三分之二代数后找到全局解，不再保持粒子的多样性，因此此时置  $c_3 = 0$ ，拓扑作用因子为

$$c_3 = (1 - \omega) \times (k \leq \frac{2}{3}G) \quad (7)$$

其中： $\omega$  为惯性权重因子； $k$  为进化代数； $G$  为总代数。

拓扑作用机制使 SFPSO 算法具备两个明显优势：a) 粒子的运动具有同步的特征，表现在飞行中粒子云图始终保持一定的大小，这便于在大范围进行搜索，而不易早熟，相邻粒子的拓扑作用可以将粒子群带出局部极值点；b) 对于多模态优化问题，SFPSO 算法具备找到所有全局极值点的能力。

## 2.2 惯性权重因子的自适应选择

首先给出粒子动能的概念。

定义 1 假设粒子的质量为单位 1，第  $i$  个粒子在第  $k$  代的动能定义为

$$E_i = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^D (v_{ij}^{(k)})^2 \quad (8)$$

其中： $j = 1, \dots, D$ ， $D$  为解空间维数，则粒子群的总动能为  $E = \sum_{i=1}^N E_i$ 。

粒子群的动能反映了算法进化的节奏，动能大，表明节奏快，反之则表明节奏慢。快节奏需要惯性权重不断减小，而节

奏慢下来后需要大的惯性权重，以保证粒子不要过度集中。于是惯性权重因子可通过式(9)自适应得到，即

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times \text{iter} / \text{iter}_{\max} + \alpha \times \text{rand} \times e^{-E} \quad (9)$$

其中： $\alpha$  称为控制因子； $\omega_{\max}$ 、 $\omega_{\min}$  为线性递减权重的动态范围； $\text{rand}$  为介于(0, 1)间的任意数，通过动能的作用，对惯性权重的递减起到一定的缓冲作用，使惯性权重能根据算法的节奏自适应地调整。自适应惯性权重策略很大程度上保证了算法的收敛性<sup>[3]</sup>，并有利于精度的提高。

## 2.3 惊扰机制

受欧椋鸟觅食机制的启发，引入另一个简单却非常有效的机制，即猎食动物的惊扰。当有猎食动物出现的时候，欧椋鸟群以较大的逃逸速度  $v_{\text{esc}}$  迅速向四面散开，而后再依照原有机制在新的位置重新开始更新。这相当于遗传算法的变异机制，却又简单直接得多，其计算式为

$$v_{ij}^{(k+1)} = -\text{sign}(v_{ij}^{(k+1)}) \times v_{\text{esc}} \quad (10)$$

惊扰机制非常有利于逃出局部极值点。不过在要求精度的情况下，猎食动物的过度惊扰会导致鸟群没有足够的时间开发极值点，从而导致精度下降。因此，根据进化过程和经验，一般以释放 2~3 次猎食动物比较合理，同时在进化的最后 20~30 代不再进行惊扰，以保证算法的精度。

## 2.4 SFPSO 的算法流程

综上所述，SFPSO 算法可描述如下：

Initialization

swarm\_size = N, iter\_max = G; % 种群规模及进化最大代数

$c_1 = \lambda$ ;  $c_2 = \gamma$ ;  $\omega_{\max}$ 、 $\omega_{\min}$  和控制因子  $\alpha$ ;

scope = [start, end];

% 解空间范围, start, end 为向量, 长度为解空间维数 D

V\_limit = V\_max; % 最大速度限制

初始化粒子位置逃逸速度  $v_{\text{esc}}$ ;

for each bird

$p_{ij}^{(1)} = \text{start}(j) + (\text{end}(j) - \text{start}(j)) * \text{rand}$ ;

% 第  $i$  只鸟第  $j$  维参数的初始位置

$v_{ij}^{(1)} = V_{\max} * \text{rand}$ ; % 第  $i$  只鸟第  $j$  维参数的初始速度

fitness <sub>$i$</sub> <sup>(0)</sup> =  $\infty$ ; % 个体历史最优适应度初始值

end

fitness\_global<sup>(0)</sup> =  $\infty$ ; % 社会历史最优适应度初始值

Evolution

k = 1; % k 代表进化代数

do % 进化循环体

for each bird

fitness <sub>$i$</sub> <sup>(k)</sup> = f( $p_{i1}^{(k)}$ ,  $p_{i2}^{(k)}$ , ...,  $p_{iD}^{(k)}$ );

% 计算每只鸟的当前适应度值

if fitness <sub>$i$</sub> <sup>(k)</sup> > fitness <sub>$i$</sub> <sup>(k-1)</sup>

ppbest <sub>$ij$</sub> <sup>(k)</sup> =  $p_{ij}^{(k-1)}$ ; % 更新个体历史最优位置,  $j = 1, \dots, D$

end

end

fitness\_global<sup>(k)</sup> = min(fitness <sub>$1$</sub> <sup>(k)</sup>, fitness <sub>$2$</sub> <sup>(k)</sup>, ..., fitness <sub>$N$</sub> <sup>(k)</sup>);

% 计算当前社会最优适应度值

if fitness\_global<sup>(k)</sup> > fitness\_global<sup>(k-1)</sup>

fitness\_global<sup>(k)</sup> = fitness\_global<sup>(k-1)</sup>;

% 更新当前社会最优适应度值

end

$$p_{\text{global}}^{(k)} = \arg \min_{p_{ij}^{(k)}} (\text{fitness}_1^{(k)}, \text{fitness}_2^{(k)}, \dots, \text{fitness}_N^{(k)});$$

% 更新当前社会最优位置,  $j=1, \dots, D$

通过式(5)(6)计算粒子群总动能和惯性权重  $\omega$ , 拓扑作用因子

$$c_3 = (1 - \omega) * (k \leq \frac{2}{3}G)$$

for each bird

$$V_{\text{topologic}}^{(k)} = \frac{1}{N} \sum_{n \in T} v_{nj}^{(k)};$$

%  $N = \text{num}$ ,  $\text{num} = \#T$ ,  $T$  为与第  $i$  只发生拓扑作用的最近邻鸟的集合

$$v_{ij}^{(k+1)} = \omega * v_{ij}^{(k)} + c_1 * \text{rand} * (p_{\text{best}}^{(k)} - p_{ij}^{(k)}) + c_2 * \text{rand} * (p_{\text{global}}^{(k)} - p_{ij}^{(k)}) + c_3 * \text{rand} * V_{\text{topologic}}^{(k)};$$

$$p_{ij}^{(k+1)} = p_{ij}^{(k)} + v_{ij}^{(k+1)}; \text{ % 更新速度和位置, } j=1, \dots, D$$

限制最大速度为  $[-V_{\text{max}}, V_{\text{max}}]$ ; 最大位置  $[\text{start}, \text{end}]$ ;

if iter = 猎食动物时间,  $v_{ij}^{(k+1)} = -\text{sign}(v_{ij}^{(k+1)}) * v_{\text{esc}}$ ;

end

$k = k + 1$ ;

end (while( $k \leq G$ ))

### 3 仿真实验与结论

为了验证 SFPSO 算法的有效性,基于 Benchmark 标准函数库的四个典型函数(表 1)进行优化计算,对 PSO、GA-PSO<sup>[5]</sup> 和 SFPSO 算法在找到全局极值点的精度、成功率和效率三个方面进行了比较(表 2)。算法的参数设置为:粒子群规模 100,位置范围根据函数确定,速度上界取位置的总变化范围,初始速度和初始位置根据表 1 设置,最大进化代数 200,学习因子  $c_1 = 0.1, c_2 = 0.3$ ,惯性权重上、下界  $w_{\text{max}} = 0.9, w_{\text{min}} = 0.4$ ,控制因子  $\alpha = 0.3$ ,解空间维数为 2,逃逸速度取速度上界,释放猎食动物 1 次,每种算法单独运行 100 次。表 2 给出了三种算法的比较。图 4 为运行 100 代时四种函数的 PSO、GA-PSO 和 SFPSO 算法成功时的收敛曲线比较。

表 1 四种 Benchmark 标准函数

函数名	表达式	全局最优值	最优点
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, x_i \in [-100, 100]$	0	(0, 0, ..., 0)
Rosenbrock	$f_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2))^2 + (x_i - 1)^2, x_i \in [-15, 15]$	0	(1, 1, ..., 1)
Rastrigin	$f_3(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$ $x_i \in [-15, 15]$	0	(0, 0, ..., 0)
Bird	$f_4(x) = \sin(x_1)e^{(1 - \cos(x_2))^2} + \cos(x_2)e^{(1 - \sin(x_1))^2} + (x_1 - x_2)^2$ $x_i \in [-2\pi, 2\pi]$	$\approx -106.76$	(-1.58, -3.14) (4.64, 3.13)

表 2 PSO、GA-PSO 与 SFPSO 在精度、成功率和效率上的比较

函数	PSO			GA-PSO			SFPSO		
	平均最优值	平均代数 (找到全局点) 率/%	成功 率/%	平均最优值	平均代数 (找到全局点) 率/%	成功 率/%	平均最优值	平均代数 (找到全局点) 率/%	成功 率/%
$f_1$	5.713e-018	13.3	100	3.251e-017	18.1	100	1.635e-019	16.5	100
$f_2$	3.493e-008	72.8	95	1.447e-010	67.8	100	7.381e-013	24	100
$f_3$	1.745e-004	147.1	91	2.693e-004	91.6	94	5.274e-006	63.2	96
$f_4$	-104.6253	159.5	89	-105.7238	102.4	96	-106.7645	55.7	98

根据实验过程和结果,可以得出如下结论:

a) 从图 4 和表 2 可以看出, SFPSO 和 GA-PSO 均能更快地找到全局极值点,成功率大大提高,平均所需代数得到很大降低,所以平均下来的精度要高一些,收敛稍快一些;限于篇幅问题,没有列出找不到全局极值点的情形,如果两种算法一开始都没找到全局极值点, SFPSO 随着算法的运行最终可以找到,而 PSO 将再也无法找到全局点。值得指出的是,对于多极值函数  $f_4$ , SFPSO 在算法运行过程中找到两个点,而 PSO 只能找到一个点, GA-PSO 算法有时可以找到两个点。

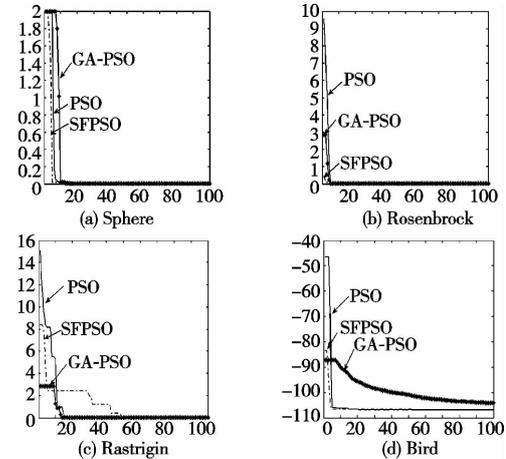


图 4 三种算法找到全局极值时的收敛曲线

b) 在 SFPSO 算法中,粒子动能概念的引入使惯性权重的递减与算法运行的节奏保持了一致,从而使算法具有更好的自适应性。当粒子速度降低从而使动能降低时,惯性权重的降低会减缓或者不再减小反而增大,使粒子群的搜索范围再一次扩大,一定程度地避免了早熟发生。

c) 如果拓扑作用因子  $c_3$  一直不为 0,在都找到全局极值点的情况下, PSO 和 GA-PSO 算法的精度会略高于 SFPSO,所以拓扑作用机制在保持多样性、保证全局搜索能力的同时具有牺牲精度的风险。文中所设置的在算法的最后几十代放弃拓扑作用,是 SFPSO 保证必要精度的一种办法,至于何时放弃拓扑作用,目前主要来自反复实验的经验。此外,通过适当设置算法中的学习因子和拓扑作用集合同样可以保证精度。

d) GA-PSO 与 SFPSO 算法一样增加了种群的多样性,因此,单次实验结果有时不如 PSO 算法的精度,但总体的平均精度要高于 PSO,主要是因为 GA-PSO 和 SFPSO 算法对初始值不太敏感,而 PSO 算法对算法的初始条件依赖性比较强,而且对于多模优化问题, PSO 算法易陷入局部解,所以平均精度会低于前两种算法。

e) 文中猎食惊扰的最佳次数主要来自反复实验的经验数值,目前还没有确定的方法。

### 4 结束语

本文受欧椋鸟飞行机制的启发,提出了一种改进粒子群算法 SFPSO。该算法采取新的方式设置拓扑作用机制的参数,并引入了简单有效的惊扰机制,通过粒子动能自适应调节惯性权重因子,保证了算法的收敛性。实验表明, SFPSO 算法既具备较强的全局搜索能力,又保证了局部搜索精度的满足,而粒子动能概念的提出为将粒子群与物理系统的结合提供了一种思路。但是欧椋鸟群的飞行现象到目前为止,依然是个不解之谜,因此,将该机制与粒子群算法结合的研究还有很大的空间。

(上接第 1669 页)

### 参考文献:

- [1] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, WA:IEEE Press,1995:1942-1948.
- [2] EBERHART R C, KENNEDY J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proc of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. Nagoya:IEEE Press, 1995:39-43.
- [3] SHI Yu-hui, EBERHART R C. A modified particle swarm optimizer [C]//Proc of IEEE World Congress on Computational Intelligence. Anchorage, AK:IEEE Press,1998:69-73.
- [4] CLERC M. The swarm and the queen:towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[C]//Proc of Congress of Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1999:1951-1957.
- [5] 许世明,张强. 基于遗传粒子群算法的 DNA 编码优化[J]. 计算机工程,2008,34(1):218-220.
- [6] 高鹰,谢胜利. 免疫粒子群算法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 41(6):4-6.
- [7] 张春燕,须文波,孙俊,等. MQPSO:一种具有多群体与多阶段的 QPSO 算法[J]. 计算机应用研究,2007, 24(3):100-102.
- [8] ANDREA C, ALESSIO C, IRENE G,*et al.* Scale-free correlations in starling flocks [EB/OL]. (2010-06-29) [2011-09-01]. <http://www.pnas.org/content/107/26/11865.full.pdf>.
- [9] SUMPTER D J T. The principles of collective animal behavior[J]. *Philos Trans R Soc Lond B Biol Science*, 2006, 361(1465):5-22.
- [10] 黄友锐. 智能优化算法及其应用[M]. 北京:国防工业出版社, 2008.
- [11] BALLERINI M, CABIBBO N, CANDELIER R,*et al.* Interaction ruling animal collective behavior depends on topological rather than metric distance: evidence from a field study[J]. *The National Academy of Sciences of the USA*, 2008, 105(4):1232-1237.
- [12] De MONTES O C A, STUTZLE T, BIRATTARI M,*et al.* Frankenstein's PSO: a composite particle swarm optimization algorithm[J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2009, 13(5):1120-1132.