

具有自适应逃逸的环状全互连结构粒子群算法

靳雁霞, 张 鑫, 薛 丹

(中北大学 计算机与控制工程学院, 山西 太原 030051)

摘 要: 为了提升粒子群算法在解空间中的寻优性能, 提出了一种具有自适应逃逸机制的基于环状全互连拓扑结构的粒子群算法(RSEPSO). 该算法首先将种群中的粒子组成环状结构后再连接成全互连结构, 其次加入自适应逃逸功能, 为防止算法进化时陷入局部极值, 同时选取适应值差的粒子进行重新分布, 并融入优质粒子环作为学习对象, 最后产生足够多的点进行重新搜索, 获得全局最优值. 通过 4 个标准测试函数优化, 与其他优化算法比较, 可以看出 RSEPSO 能够明显的提升粒子群算法的寻优性能.

关键词: 粒子群算法; 拓扑结构; 自适应逃逸; 自适应惯性权重; 快速收敛

中图分类号: TP18; TP391. 41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)02-0001-05

A Particle Swarm Optimization Algorithm with An Adaptive Escape for A Ring Full Interconnection Structure

JIN Yan-xia, ZHANG Xin, XUE Dan

(School of Computer & Control Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to improve particle swarm optimization algorithm in the solution space to find excellent performance, put forward a with adaptive escape mechanism based on ring interconnection topology of particle swarm optimization algorithm (RSEPSO). In the algorithm, the particle population composition ring structure is connected with perfect interconnection structure. At the same time in order to prevent the algorithm into local extremum, join in adaptive algorithm escape function, selection of poor fitness particles were redistributed, and into high quality particles in the ring as the object of learning. Generate enough points to re search, to obtain the global optimal value. Through 6 standard test function optimization, compared with other algorithms, the RSEPSO can obviously improve the performance of particle swarm optimization algorithm.

Key words: particle swarm optimization algorithm; topological structure; adaptive escape; adaptive inertia weight; fast convergence

1 引言

粒子群算法^[1]具有容易实现, 对函数性质要求不严格, 通用性好的特点. 自提出以来在的图像处理、数据分析和模式分类等许多方面都得到广泛应用. 但本质上粒子群算法仍是寻优算法, 同大多数同类型算法一样也存在陷入局部最优值不易跳出、优化精度不够高等缺点^[2]. 目前针对 PSO 的改进工

作主要有以下几个方面: (1) 对算法中的粒子种群拓扑结构进行改进; (2) 对粒子群算法中的参数进行选择和设计; (3) 混合粒子群优化算法; (4) 二进制粒子群算法. 文献[3]中将环状拓扑结构和树形拓扑结构相结合设计出一种新的拓扑结构—层次环形拓扑结构. 针对陷入极值的问题文献[4]中提出了一种自适应逃逸机制, 通过预设的阈值, 对算法中种群的寻优状态做一个判定, 当陷入局部收敛的情况时要使粒

子跳出极值点,增加粒子群算法的寻优率.参数改进方面,文献[5]中提出对惯性权值增减一个非线性递减处理可以提高算法性能.在混合粒子群算法方面,文献[6]将一种分布式估计算法与粒子群算法结合,提高算法的寻优效果.但是上面提到的方法并不能解决算法中存在的所有问题.

针对粒子群算法的缺点,本文提出了一种具有自适应逃逸机制的基于环状全互连拓扑结构的改进粒子群算法.在收敛效果和搜索空间上取得很好的提升.

2 标准粒子群算法

2.1 粒子群算法

粒子群算法中群体初始化为一群随机粒子(随机解),通过粒子对“社会”和“历史”的学习迭代搜索最优解.在每一次的迭代中,算法中的粒子向两个“最优值”学习来更新自己的位置:一个是个体最优解 pbest,这是历史学习部分,另一个是群体最优解 gbest,这是社会学学习部分.

粒子群算法的速度更新公式描述如下:

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)[p_{ij}(t) - x_{ij}(t)] + c_2 r_{2j}(t)[p_{gj}(t) - x_{ij}(t)] \quad (1)$$

粒子群算法的粒子位置更新公式描述如下:

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \quad (2)$$

其中:“ i ”代表粒子 i ,” j ”代表粒子的第 j 维,” t ”代表第 t 代, ω 是算法的惯性权重, c_1, c_2 是学习因子,在 $0-2$ 之间取值, $r_{1j} \sim U(0,1), r_{2j} \sim U(0,1)$ 为两个相互独立的随机函数通常在 $[0,1)$ 之间取值.

2.2 常见的拓扑结构

粒子群算法中的拓扑结构就表示了种群中粒子间的交互方法.拓扑结构指导算法中的粒子如何与种群中的其他粒子交换学习信息,对粒子群算法的寻优能力和收敛性起到较大的影响作用.运用不同的拓扑结构,粒子群算法的寻优效率也不相同.图1中给出了在目前的研究中常用的粒子拓扑结构.全互连结构、环形结构、冯·诺依曼型结构和四簇结构^[3].

全互连拓扑结构中的粒子与其他粒子直接相连,这种拓扑结构具有最小的直径、最短的平均路径长度,所以这种结构的寻优速率很快,缺点是会陷入局部收敛的问题.环形结构中的种群粒子只与相近的两个邻居粒子通信传递信息,其较大的直径和平均长度使得消息传播很慢,在算法的效率上环形结构有很好的寻优效果但是寻优速率很慢.冯·诺伊曼

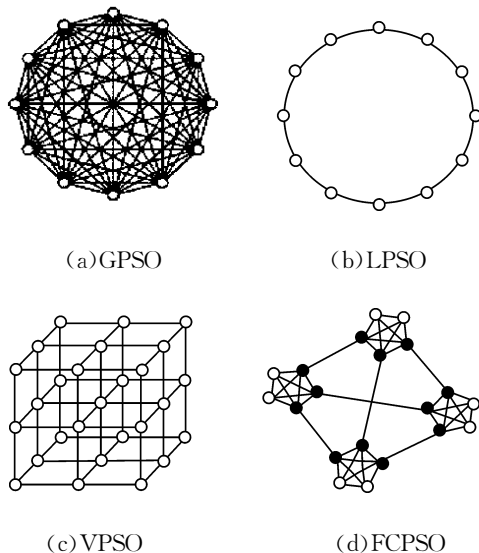


图1 几种常用的拓扑结构

型拓扑结构和四簇拓扑结构都是一种立体结构.在粒子的收敛速度上,相比于环形结构,这两种结构表现要好;而且也能够更好的利用粒子的多样性.但是这两种结构自身也存在很多缺点.

3 RSEPSO 算法

针对粒子群算法中的缺点,本文提出的 RSEPSO 算法主要从两个方面提升算法能力:一是使用环状全互连拓扑结构,用环形拓扑结构来增加全互连拓扑结构的直径和平均路径长度来提高寻优效果;二是通过两个阈值的自适应逃逸操作使得算法能够跳出早熟收敛,重新分布,提高算法的寻优效果.

3.1 RSEPSO 算法的拓扑结构

在文献[5]中提到了一种动态拓扑结构,将多个环的层次拓扑结构和规则树结构相结合.鉴于此,为了进一步提高算法的性能,本文提出了一种将多个环的拓扑结构与全互连拓扑结构相结合的拓扑结构——环状全互连拓扑结构.在此结构中,由四个粒子构成多个环形结构,再从其中选出一个适应值最好的粒子与其他环中的适应值最好粒子相连接构成全互连结构.从文献[7]的试验中可以看出算法拓扑结构对算法寻优表现的影响:拓扑结构的直径和平均路径长度越短,种群中的最优位置的信息传播越快,对其他粒子的影响越大,收敛速度越快,就越容易陷入早熟收敛,本文在全互连结构中加入环形结构,增加了直径和平均路径长度,适当的降低了算法的进化速率,使算法在搜索过程中不易陷入局部最优值的陷阱.

3.2 RSEPSO 算法的自适应逃逸

在粒子群算法中,可以看出当迭代进化的次数增加时,粒子会向目前找到的最优值附近堆积,这时粒子的飞行速度也在不停地下降.这种情况下算法中的种群粒子会逐渐收敛到目前算法找到的最优解,而不一定是整个解空间中的最优解,从而陷入局部收敛.对于这个问题,粒子群优化算法没有提供一个能够克服局部收敛的适当机制.

在近几年的粒子群算法研究中为了使算法在陷入局部极值时能够跳出极值点,研究者在算法中加入了自适应逃逸机制.本文提出了一种效率更高的自适应逃逸机制,通过设置两个阈值 x 和 m ,来判断是否需要逃逸.其中 m 为全局最优值的波动阈值, x 为迭代次数的阈值.在算法迭代更新后记下当前最优粒子的适应值与前一次最优粒子的适应值的差值 b ,当 b 小于 m 的值时计数,记录 b 值连续小于波动阈值 m 的次数 a .若 a 大于迭代次数的阈值 x ,则判定粒子种群即将陷入局部极值.此时,需要重新散布粒子进行全局搜索.通过这种机制可以提前判断粒子群算法是否将会陷入局部最优点,能够加强粒子摆脱局部最优点的能力,提高算法的寻优水平.

3.3 粒子重新散布策略

目前大部分的重新散布粒子的策略都是全部粒子重新分布,这种散布策略既没有利用好先前的搜索经验,又极有可能会将全局最优值舍去.基于这两点缺陷,本文提出了一种新的散布策略.

本文中提出了一种新的散布策略.当算法判定陷入局部收敛时,根据每个环中粒子的适应值之和按 1:10 的比例做出分组. A 组是适应值好的一部分粒子环, B 组是适应值较差的粒子环.对 A 组不做处理,使其继续利用先前的经验,在原地搜索.同时从文献[8]的实验中看出惯性系数对粒子的进化速度有直接影响, ω 较大时有较好的全局搜索能力,而较小的 ω 有较好的局部搜索能力;而且对惯性系数进行非线性递减处理可以有效提高算法的寻优效果.所以在这里将 A 组粒子环的惯性系数 ω 根据公式 4 更新,其中 ω 初始值设定为 0.55,使其非线性递减,以加强 A 组粒子环的局部搜索能力.而适应值不好的 B 组在重新散布时先通过分布式估计算法进行分析,找出优质粒子环,并在更新公式上加入优质环的影响.同时将惯性系数 ω 的初始值设为 0.9.则 B 组的速度更新公式变为公式(3),而且公式(3)中的 ω 要根据公式(4)非线性递减.这样可以加强 B 组的寻优能力.

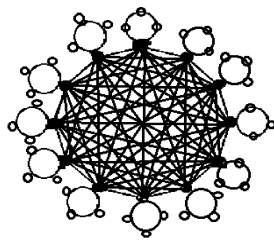


图2 RSEPSO 结构图

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(ty) + c_1 r_{1j}(t)(p_{ij}(t) - x_{ij}(t) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t) + c_3 r_{3j}(t)(q_j(t) - x_{ij}(t)) \quad (3)$$

$$\omega = \omega - 0.5 \sin \frac{n\pi}{2N} \quad (4)$$

$$\hat{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{x} \quad (5)$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = s^2 \quad (6)$$

$$q_j(t) = N(\hat{\mu}, \hat{\sigma}^2) \quad (7)$$

为了粒子在重新散布后更好的寻找最优值.将公式(3)作为重新分布后 B 组粒子环的学习公式,公式中 $q_j(t)$ 为每一维产生的优质粒子环,首先由公式(5)和公式(6)计算得到正态分布的最大似然估计量 $\hat{\mu}, \hat{\sigma}$,然后由公式(7)计算的到 $q_j(t)$,公式中 c_3 为优质粒子环的权重系数, $c_3 \in (0, 2)$, $r_{3j} \in (0, 1)$,与 r_{1j}, r_{2j} 是相互独立的参数.公式(3)中增加了优质粒子环对粒子的影响,增加了学习样本.同时由文献[4]提出的结论,将公式(4)作为 A 组和 B 组惯性系数的更新公式,其中公式(4)中的 N 为总的迭代次数、 n 为当前迭代次数.

3.4 RSEPSO 算法步骤

根据对粒子群算法的改进,出 RSEPSO 算法的设计步骤:

(1)对算法粒子种群进行初始化,将 4 个粒子编组为环,比出各个环中适应值最好的粒子构成全互连结构,同时初始化算法中的参数如迭代次数、阈值和惯性系数等.

(2)种群中的粒子按标准粒子群优化算法进行搜索.

(3)记录搜索后的全局最优值 gbest.

(4)比对每次搜索后的的全局最优值的波动范围,若连续 x 代小于 m 进入(5),否则返回(2)继续搜索.

(5)将种群中的粒子按 1:3 分为 A, B 两组,分组 A 中的粒子仍留在原来的位子根据公式(4)改进

惯性系数继续后进行局部搜索; B 组在经过分布式估计算法分析后重新散布, 并根据公式(3)和公式(4)进行搜索。

(6)记录每次搜索后的全局最优值 gbest。

(7)判断是否可以结束, 若不满足终止条件则继续搜索, 满足则输出最优值。

粒子重新散布后, 在迭代过程中, B 组粒子会向局部最优、全局最优和优质环学习, 增加粒子的学习样本。同时通过对惯性系数 w 的非线性递减处理, 提高 A 组 B 组的搜索寻优能力。图 3 为算法流程图。

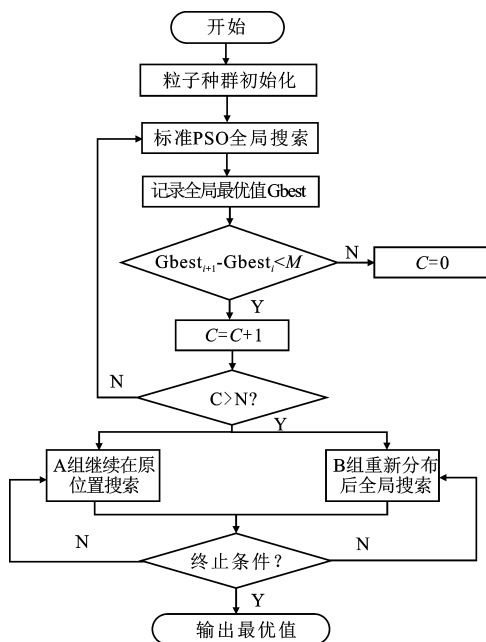


图 3 RSEPSO 流程图

4 实验分析

4.1 测试函数

为了测试改进算法的有效性, 设计实验选取了两个单峰值测试函数和两个多峰值测试函数, 对比 PSO 算法、EDA-PSO 算法和 RSEPSO 算法的性能。观察在同一硬件中, 同一测试函数, 几个算法的寻优表现。以下为选取的测试函数:

(1) Sphere 函数:

$$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (-100 \leq x_i \leq 100)$$

(2) Rosenbrock 函数:

$$F_2(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [(x_i - 1)^2 + 100 \times (x_{i+1} - x_i^2)^2] \\ (x_i \in [-2.048, 2.048])$$

(3) Ackley 函数:

$$F_3(x) = 20 + e - 20 \exp(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) \\ - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) \\ (-32.768 \leq x_i \leq 32.768)$$

(4) Rastrigrin 函数:

$$F_4(x) = \sum_{i=0}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10) \\ (-10 \leq x_i \leq 10)$$

4.2 参数设置

实验中所选取的参数有: 设置测试函数的维数为 30 维, 最大迭代次数 $\text{genmax}=1\,000$, 惯性权重 $w=0.8$, 波动范围 m 设定为 $0.000\,150E$, 迭代次数的阈值 x 设定为 5 代。设定粒子种群为 30 个粒子。在改进的 RSEPSO 算法中, c_1, c_2, c_3 代表粒子分别向局部最优、全局最优和优质环学习的学习因子, 当 $c_1=1.145, c_2=1.468, c_3=1.809$ 时, 得到的寻优效果较好。实验结束条件设为进化次数大于最大迭代次数 genmax 时, 停止寻优并输出实验结果。

4.3 实验结果与分析

为了测试不同算法的寻优性能, 在同一硬件环境下将传统的 PSO 算法, EDA-PSO 算法和 RSEPSO 算法运行比较, 每个算法独立运行 50 次, 获取各个算法寻优数据。具体实验结果如表 1 所示。

表 1 函数测试结果

测试函数	算法	最大值	最小值	平均值	平均时间/s
F_1	PSO	4.345 0	0.617 0	2.771 0	1.697 270
	EDA-PSO	0.064 5	0.005 3	0.030 3	3.035 869
	RSEPSO	0.023 0	0.002 1	0.012 3	2.843 573
F_2	PSO	2 380.324 2	283.175 5	863.175 5	1.725 044
	EDA-PSO	786.073 7	164.537 8	443.919 0	3.175 748
	RSEPSO	532.035 1	90.489 1	295.693 5	2.9587 43
F_3	PSO	3.744 5	1.384 3	2.447 0	2.171 781
	EDA-PSO	0.021 4	4.192×10^{-5}	4.287×10^{-3}	3.440 309
	RSEPSO	0.020 1	1.235×10^{-5}	1.398×10^{-3}	3.329 874
F_4	PSO	153.551 7	71.762 0	110.592 0	1.814 031
	EDA-PSO	99.884 9	23.664 1	65.760 4	3.035 095
	RSEPSO	86.765 1	16.648 7	51.965 4	2.875 641

从表 1 的相关实验数据看出, RSEPSO 由于加入了自适应逃逸操作和新的学习因子, 增加了时间成本, 所以消耗的平均时间要比传统的 PSO 算法要长; 对比 EDA-PSO 算法, 两者在时间上的性能相差不大。对于单峰值的 Sphere 函数来说, RSEPSO

和 EDA-PSO 算法相比于 PSO 都有很好的表现,但是 RSEPSO 的寻优效果要优于 EDA-PSO. Rosenbrock 函数的极值在光滑的抛物线的底部,很多改进算法都会陷入局部极值停止搜索,但 RSEPSO 加入了自适应逃逸操作,能够跳出局部极值,提升了群体的全局搜索能力,从实验结果可以看出 RSEPSO 相比于 EDA-PSO 的寻优效果要好很多. 在多峰值函数 Ackley 和含有许多局部极小值的 Rastrigrin 函数的测试中,在函数的解空间内有很多的局部极值. 因此传统的 PSO 算法在寻优过程中很容易陷入局部极值并且很难搜索到较好的最优值,而改进的 RSEPSO 算法加入了优质环的学习增加了学习样本,因此能够在陷入局部收敛时可以跳出局部极值,在函数解空间中继续搜索全局最优值. 而 EDA-PSO 算法的搜索精度并不理想,改进的 RSEPSO 算法在搜索精度方面要优于 EDA-PSO.

图 4~图 7 是算法在试验中的收敛曲线,可以看出(1)在处理单峰值函数的初期 RSEPSO 和 EDA-PSO 有基本相同的寻优效果,但在寻优后期,RSEPSO 的寻优效果要比 EDA-PSO 要好.(2)RSEPSO 在寻优初期即跳出了 Rosenbrock 函数的局部极值并继续搜索,得到的最优值要好于 PSO 和 EDA-PSO. (3)对于多峰值函数,PSO 和 EDA-PSO 算法容易陷入局部极值停止搜索,而 RSEPSO 可以在自适应逃逸得帮助下跳出局部极值,重新散布,继续搜索使得算法在中后期仍然有很好的全局搜索能力,寻找到更好的最优值.

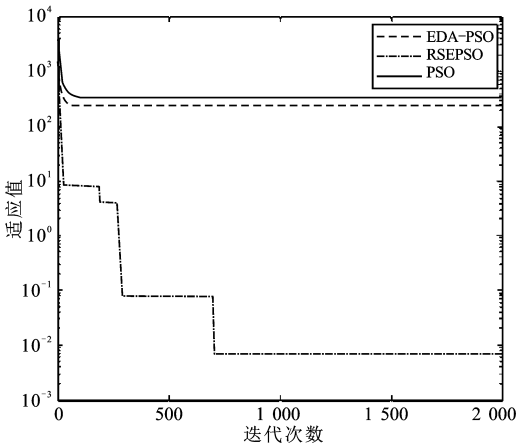


图 4 Sphere 函数收敛曲线对比

5 结束语

改进的 RSEPSO 算法是基于环状全互连的拓扑结构,具有自适应逃逸功能,重新散布后加入优质

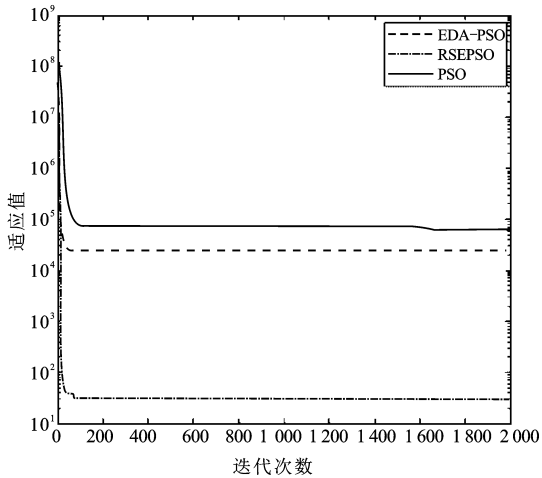


图 5 Rosenbrock 函数收敛曲线对比

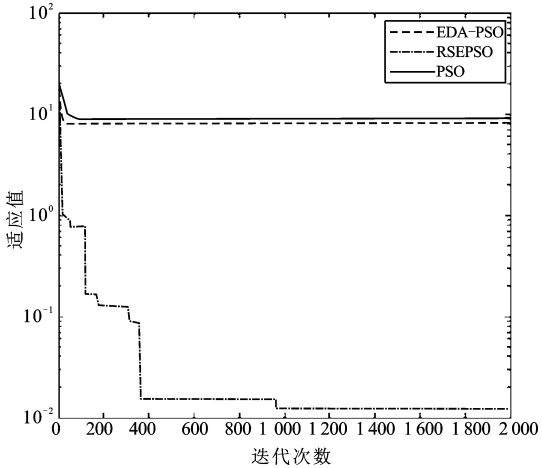


图 6 Ackley 函数收敛曲线对比

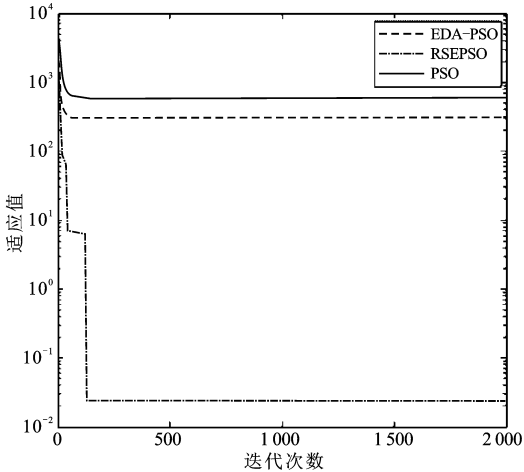


图 7 Rastrigrin 函数收敛曲线对比

环的学习和对惯性系数的改进从而达到优化算法的效果. 在改进的 RSEPSO 算法中,重新散布后的每一次粒子迭代,增加了向优质粒子环的学习. 从实验数据来看,改进的 RSEPSO 算法在减缓粒子的收敛

(下转第 10 页)

TTE 网络的各项性能要求.

6 结束语

本文在 SAE AS6802 协议的基础上,提出了一种 TTE 网络时钟同步过程中的固化点二分插入排序方法,该方法能有效地对相同整合周期的 PCFs 固化点进行排序,并通过改变协议中压缩函数的收集过程,选取 PCFs 固化点最多的 OW,计算得到一个容错的压缩校验值,完成时钟修正过程.实验证明该方法能满足 TTE 网络时钟同步的性能要求.本方法已经在相关的 TTE 网络 CM 节点设计中应用,接下来将继续研究有利于促进时钟同步的其他固化点排序方法或不需要排序而直接收集的其他固化点处理方法,最终目的是提高 TTE 网络时钟同步的速度和精度.

参考文献:

- [1] SAE Technical Standard. SAE AS6802[S]. USA, SAE International. 2011-11-02.
- [2] KOPTEZH. Real-time systems design principles for distributed embedded applications[M]. 2nd ed. Berlin: Springer, 2011.
- [3] 张栩培,贺占庄,王瑞晓,等. AFDX 交换机警管算法研

究及实现[J]. 微电子学与计算机, 2016, 33(1): 114-118.

- [4] 郭爱英. 时间触发以太网同步技术的研究与实现[D]. 成都:电子科技大学, 2013.
- [5] 黄韬,陈长胜. TTE 时间同步协议关键算法研究和仿真分析[J]. 电子科技大学学报, 2014, 43(3):437-442.
- [6] Echtle K, Mohamed S. Clock synchronization issues in multi-cluster time-triggered networks [C]//Measurement, Modeling, and Evaluation of Computing Systems and Dependability and Fault Tolerance. Berlin Heidelberg: Springer, 2010: 39-61.
- [7] 蒋社稷,卢海涛,史志钊,等. 时间触发以太网在航空电子系统中的应用[J]. 电光与控制, 2015, 22(5): 84-88.

作者简介:

谢楠楠 女, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为嵌入式计算机系统结构. E-mail: nan199200@163. com.

沈绪榜 男, (1933-), 中科院院士, 博士生导师, 研究员. 研究方向为并行计算、高级计算机系统结构和片上系统设计方法学.

刘泽响 男, (1978-), 硕士生导师, 副总工程师. 研究方向为计算机系统结构和片上系统设计方法学.

卢飞 男, (1987-), 工程师. 研究方向为计算机系统结构.

(上接第 5 页)

速度、提高搜索精度和跳出局部极值的问题上取得很好的效果. 而且在算法效率方面相比于传统 PSO 算法和 EDA-PSO 算法, RSEPSO 算法表现更好. 在本算法的基础上, 下一步的研究就是如何能更好的将此算法与实际问题相结合, 解决应用方面的问题.

参考文献:

- [1] Chen S, Chiou C. Multiattribute decision making based on interval-valued intuitionistic fuzzy sets, PSO techniques and evidential reasoning methodology[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2015, 1(6):403-409.
- [2] Kaveh A, Zolghadr A. Democratic PSO for truss layout and size optimization with frequency constraints [J]. Computers & Structures, 2014, 130(1):10-21.
- [3] 石松, 陈云. 层次环形拓扑结构的动态粒子群算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(8):1-5.
- [4] 吕莉, 赵嘉, 孙辉. 具有反向学习和自适应逃逸功能的粒子群优化算法[J]. 计算机应用, 2015, 34(5): 1336-1341.
- [5] 吴华丽, 吴进华, 汪秀莉. 基于动态改变惯性权值的

粒子群算法[J]. 国外电子测量技术, 2008, 27(10):6-8.

- [6] 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, 35(3): 576-580
- [8] 冯昌利, 高雷阜. 一种结合混沌和逃逸的自适应粒子群优化方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(26): 35-38.
- [7] Aberbour J, Graba M, Kheldoun A. Effect of cost function and PSO topology selection on the optimum design of PID parameters for the AVR System[C]//International Conference on Electrical Engineering. China, HongKong, 2016 :1-5

作者简介:

靳雁霞 女, (1973-), 博士, 副教授. 研究方向为智能优化算法、虚拟现实技术.

张鑫(通讯作者) 男, (1994-), 硕士研究生. 研究方向为智能优化算法. E-mail: 1173807438@qq. com.

薛丹 女, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为智能优化算法.