DOI: 10.3901/JME.2015.06.198

混合粒子交互微粒群算法*

姚成玉¹ 王 斌¹ 陈东宁^{2,3} 张瑞星^{2,3}

- (1. 燕山大学河北省工业计算机控制工程重点实验室 秦皇岛 066004;
2. 燕山大学河北省重型机械流体动力传输与控制重点实验室 秦皇岛 066004;
3. 先进锻压成形技术与科学教育部重点实验室(燕山大学) 秦皇岛 066004)

摘要: 针对现有微粒群算法仅考虑单一一种引斥力规则使得其搜索能力存在的不足,考虑在不同搜索阶段采用不同的引斥力规则,提出搜索后期引力增强型混合引斥力微粒群算法(LAPSO 算法)。利用拟态物理学中的引斥力规则使粒子保持多样性,提高算法的全局搜索能力;当进入到具有全局最优解的区域时,增强引力作用、减少斥力作用,利用比自身适应度好的粒子和全局最优解粒子的引力作用,提高算法的局部搜索能力。为进一步提高 LAPSO 算法的优化性能,将其与混合全连接型-环形拓扑结合,提出混合粒子交互微粒群算法(HIPSO 算法)。通过 6 个 Benchmark 函数进行测试,结果表明,与现有的扩展-微粒群、微-微粒群、中值导向-微粒群等算法相比,所提的 LAPSO 算法、HIPSO 算法具有较好的种群多样性,具有更好的寻优精度、收敛率和最优解搜索能力。结合文献[7]中的柔性流水车间调度离散优化实例和文献[20]中的超声振动加工工艺参数连续优化实例,验证了 HIPSO 算法的最优解搜索能力。

关键词: 微粒群算法; 引斥力; LAPSO 算法; 混合粒子交互; HIPSO 算法

中图分类号: TP18; N945

Hybrid-particle Interaction Particle Swarm Optimization Algorithm

YAO Chengyu¹ WANG Bin¹ CHEN Dongning^{2,3} ZHANG Ruixing^{2,3}

- (1. Key Laboratory of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University, Qinhuangdao 066004;
2. Hebei Province Key Laboratory of Heavy Machinery Fluid Power Transmission and Control, Yanshan University, Qinhuangdao 066004;
3. Key Laboratory of Advanced Forging & Stamping Technology and Science(Yanshan University), Ministry of Education of China, Qinhuangdao 066004)

Abstract: To overcome the searching shortages of the existing particle swarm optimization algorithms only considered a single kind of attraction and repulsion rules, different attraction and repulsion rules should be considered in different searching stages, later-stage attraction-enhanced hybrid attraction and repulsion particle swarm optimization algorithm(LAPSO algorithm) is proposed: At the early stage, the diversity of particles are maintained by the rules of attraction and repulsion in artificial physics, to improve the global searching ability; When the particles move to the global optimal solution area, enhanced the effect of attraction and reduced the effect of repulsion, using the attractions of other particles with better fitness values and the global optimal solution particle to improve the local searching ability. In order to further improve the optimal performance of LAPSO algorithm, hybrid-particle interaction particle swarm optimization algorithm (HIPSO algorithm) is proposed by combining LAPSO algorithm and hybrid fully connected-ring topology. The test results of six Benchmark functions show that the proposed LAPSO algorithm and HIPSO algorithm have better population diversity, better optimization precision, convergence rate and optimal solution searching ability than the existing extended-particle swarm optimization algorithm, micro-particle swarm optimization algorithm and median-oriented particle swarm optimization algorithm. The optimal solution searching ability of HIPSO algorithm is verified by the discrete optimization example of flexible flow-shop scheduling in the reference [7] and continuous optimization example of ultrasonic vibration process parameters in the reference [20].

Key words: particle swarm optimization algorithm; attraction and repulsion; LAPSO algorithm; hybrid-particle interaction; HIPSO algorithm

* 国家自然科学基金(51405426)、河北省自然科学基金(E2012203015)和河北省教育厅资助科研(ZH2012062)资助项目。20140319 收到初稿, 20141101 收到修改稿

0 前言

微粒群算法以其概念简明、收敛速度快、参数设置少等优点, 在优化问题中得到成功应用^[1], 例如调度优化^[2]、装配序列优化^[3]、构型优选^[4]、可靠性优化^[5]等, 但其存在早熟收敛、易陷入局部最优等不足。微粒群算法作为一种模拟生物个体交互关系的群智能算法, 粒子间的交互关系决定了粒子之间信息的流动趋势、传播速度等, 是影响微粒群算法性能的内在因素。粒子交互关系体现在引斥力规则、种群拓扑结构两个方面, 为此, 许多学者从这两个方面对微粒群算法进行了改进研究。

在引斥力规则方面, 现有微粒群算法仅考虑单一的一种引斥力规则, 或仅考虑引力、或增添斥力、或同时考虑引斥力, 难以平衡算法全局和局部搜索能力, 影响了算法的性能。例如, 通过动态改变惯性权重改变前代粒子对当前粒子的引力大小, 以保证算法的全局和局部搜索能力^[6-7]。对标准微粒群算法中的引力进行扩展, 引入中间适应度粒子对当前粒子的引力, 增强算法的全局搜索能力^[8]。仅考虑粒子间的引力易使粒子快速聚集, 使得算法易陷入局部最优。文献[9]通过添加适应度变差的粒子的对当前粒子的斥力, 提出微-微粒群算法, 利用排斥项来计算黑名单粒子的斥力, 以避免粒子陷入局部最优位置, 但在搜索后期由于黑名单粒子的增多, 加大了搜索的阻力, 局部收敛性不佳。文献[10]同时考虑粒子间的引力和斥力, 提出了扩展-微粒群算法, 通过粒子间的适应度比较构造引斥力规则, 使当前粒子在所有粒子对其产生的引斥力的合力方向上随机地移动寻找最优解, 提高了算法的全局搜索能力, 然而, 在搜索后期, 由于每个粒子都受到所有粒子的引斥力作用, 使得粒子向最优位置运动的速度缓慢, 从而限制了算法的局部搜索能力, 使其最优解搜索过程耗时较长。

然而, 上述改进的微粒群算法都没有考虑种群拓扑结构的影响, 对算法性能的提高具有局限性。文献[11]首次提出微粒群算法中的拓扑结构, 并阐述了拓扑结构对微粒群算法性能的影响。此后, 学者们又进一步研究粒子交互的拓扑结构, 以提高算法的搜索性能。例如, 利用全连接型拓扑^[12]、环形拓扑^[13]、无标度网络拓扑^[14]描述粒子之间的信息交流机制, 以避免粒子陷入局部最优、提高算法的全局搜索能力; 将粒子分为活性和惰性粒子, 在每次迭代后, 激活一个惰性粒子, 并加入由活性粒子构

成的全连接型拓扑结构以构成新的拓扑结构^[15], 以提高微粒群算法收敛精度。上述拓扑结构是静态的, 不会追随算法的进化过程进行演变, 而动态拓扑结构在算法进化过程中能够动态地调整粒子的邻居结构或信息共享方式, 很好地模拟了个体间的动态交互行为。例如, 根据粒子间的距离动态更新每个粒子的邻居构造动态邻居拓扑结构, 以增加种群的多样性, 提高粒子跳出局部最优解的能力^[16]; 通过增加粒子的数目改变粒子的邻域结构, 扩大了种群规模, 从而提高微粒群算法的寻优能力^[17]; 根据粒子年龄将其划分为不同的年龄组, 粒子在进化过程中只能选择自己年龄组或比自己年轻的年龄组的粒子作为其邻居来动态调整其拓扑结构, 以保持种群多样性^[18]。然而, 上述方法都只将一种拓扑结构与算法结合, 这种单一拓扑结构只能在种群多样性、或收敛速度等某一方面提高微粒群算法的优化性能, 不能同时兼顾种群多样性和算法收敛速度等要求。

为此, 针对现有微粒群算法仅考虑单一一种引斥力规则而影响算法搜索能力的不足, 考虑在不同搜索阶段采用不同的引斥力规则, 提出搜索后期引力增强型混合引斥力微粒群(Later-stage attraction-enhanced hybrid attraction and repulsion particle swarm optimization, LAPSO)算法: 搜索前期采用平衡的引斥力规则, 使粒子保持多样性, 保障算法全局搜索能力; 当进入到全局最优解区域时, 增强引力作用、减少斥力作用, 利用比自身适应度好的粒子以及全局最优解粒子的引力作用, 提高算法的局部搜索能力。

进而, 通过分析不同拓扑结构的优缺点, 将LAPSO 算法与混合全连接型-环形拓扑结合, 提出混合粒子交互微粒群(Hybrid-particle interaction particle swarm optimization, HIPSO)算法, 利用全连接型拓扑在保持种群多样性方面的优势以及环形拓扑较好的局部搜索能力, 以进一步提高 LAPSO 算法的优化性能。

1 LAPSO 算法的提出

现有的微粒群算法, 究其本质, 仅考虑了单一的一种引斥力规则, 难以平衡算法全局和局部搜索能力, 使得算法搜索能力有一定的局限性。为此, 在算法搜索的不同时期采用不同的引斥力规则, 提出搜索后期引力增强型混合引斥力微粒群算法(LAPSO 算法): 搜索前期利用拟态物理学中的引斥力规则以保持种群的多样性, 使算法具有较好的全

局搜索能力；当进入到全局最优解区域时，增强引力作用、减少斥力作用，考虑比自身适应度好的粒子和全局最优解粒子的引力作用，以提高局部搜索能力。

LAPSO 算法的速度和位置更新公式为

$$v_{ik}(t+1) = wv_{ik}(t) + \sum_{j \in B(i)} c_j r_{jk} [p_{jk}(t) - x_{ik}(t)] - (1-\varepsilon) \sum_{z \in W(i)} c_z r_{zk} [p_{zk}(t) - x_{ik}(t)] + \varepsilon r_{gk} [p_{gk}(t) - x_{ik}(t)] \quad (1)$$

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

式中， $v_{ik}(t+1)$ 和 $v_{ik}(t)$ ， $x_{ik}(t+1)$ 和 $x_{ik}(t)$ 分别为第 $t+1$ 代、第 t 代第 i 个粒子第 k 维的速度和位置； w 为惯性权重； c_j 和 c_z 是学习因子； r_{jk} 、 r_{zk} 、 r_{gk} 为随机因子，介于 $0 \sim 1$ ； $p_{jk}(t)$ 和 $p_{zk}(t)$ 分别表示第 t 代粒子 j 和粒子 z 第 k 维的位置； $p_{gk}(t)$ 表示第 t 代全局最优粒子 g 第 k 维的位置； $B(i)$ 表示存放比粒子 i 适应度好的粒子集合； $W(i)$ 表示存放比粒子 i 适应度差的粒子集合； ε 为介入因子，用于全局最优解影响因子的介入，介入过程表示为

$$\varepsilon = \begin{cases} 0 & t < t_g^1 \\ 1 & t \geq t_g^1 \end{cases} \quad (3)$$

式中， t_g^1 为 LAPSO 算法进入到全局最优解区域时的最小迭代次数。

LAPSO 算法流程如图 1 所示。其搜索步骤为：随机初始化粒子速度和位置，计算每一个粒子适应度，确定粒子个体最优解和全局最优解；在搜索前期，介入因子取值为 0，利用所有粒子对当前粒子的引力作用，更新粒子速度和位置，计算每一个粒子适应度，并更新个体最优解和全局最优解；当进入到全局最优解区域时，介入因子取值为 1，利用比自身适应度好的粒子和全局最优解粒子对当前粒子引力作用，更新粒子速度和位置，计算每个粒子适应度，更新个体最优解和全局最优解，直到满足算法终止条件。

2 HIPSO 算法的提出

考虑种群拓扑结构对算法性能的影响，将其与 LAPSO 算法结合，以进一步提高所提的 LAPSO 算法的优化性能。由于不同拓扑结构具有不同的特点，因而对算法性能的影响也不同。为此，将如图 2 所示的全连接型、环形、星型拓扑结构分别与 LAPSO 算法结合，并分析其优、缺点。

图 1 LAPSO 算法流程

图 2 典型拓扑结构

(1) 全连接型拓扑和 LAPSO 算法结合。搜索前期，由于每个粒子在受到比自身适应度好的粒子引力作用的同时，还要受到比自身适应度差的粒子排斥作用，使得粒子向当前最优粒子的靠近速度缓慢，算法表现出较好的种群多样性。在搜索后期，这种交互作用使得粒子向全局最优粒子的聚集性变差，故出现局部搜索能力弱的缺点。

(2) 环形拓扑和 LAPSO 算法结合。由于环形拓扑的当代粒子只与其相邻的两个粒子有关，在算法的搜索前期，当代粒子只受相邻 2 个粒子的交互作用，在一定程度上降低了全局最优粒子的影响，但是其种群多样性不如全连接型拓扑。在搜索后期，粒子的交互作用明显小于全连接型拓扑，故具有较快收敛速度和较好的局部搜索能力。

(3) 星型拓扑和 LAPSO 算法结合。在星型拓扑中, 中心粒子在其他所有粒子的交互作用的合力方向上移动, 而其他粒子仅受中心粒子的影响, 便迅速向其靠拢, 虽然收敛速度较快, 但易陷入局部最优。

通过上述分析可见, 全连接型拓扑在保持种群多样性具有一定优势, 环形拓扑具有较快的收敛速度和较好的局部搜索能力。为此, 将全连接型拓扑和环形拓扑混合, 提出混合全连接型-环形拓扑, 并与 LAPSO 算法结合, 提出混合粒子交互微粒群算法(HIPSO 算法): 在搜索前期, 将种群拓扑结构初始化为全连接型拓扑结构, 利用 LAPSO 算法进行最优解搜索; 当进入到具有全局最优解的区域时, 将当前种群拓扑结构切换为环形拓扑结构, 再利用 LAPSO 算法进行最优解搜索。

HIPSO 算法流程如图 3 所示。其搜索步骤为: 随机初始化粒子速度和位置, 确定粒子个体最优解和全局最优解; 在搜索前期, 初始化种群拓扑结构为全连接型拓扑结构, 当前粒子受所有粒子的交互作用, 介入因子取值为 0, 利用 LAPSO 算法的速度

和位置更新公式, 计算所有粒子对当前粒子的引斥力作用, 更新粒子速度和位置, 计算粒子的适应度并更新个体最优解和全局最优解; 当进入到全局最优解区域时, 切换种群拓扑结构为环形拓扑结构, 当前粒子受与其相邻的 2 个粒子的交互作用, 介入因子取值为 1, 利用 LAPSO 算法的速度和位置更新公式, 计算与其相邻的 2 个粒子中比自身适应度好的粒子和全局最优解粒子对当前粒子的引力作用, 更新粒子速度和位置, 计算粒子的适应度并更新个体最优解和全局最优解, 直到满足算法终止条件。

3 所提算法的优化性能测试

为验证本文提出的 LAPSO 算法、HIPSO 算法的优化性能, 选择表 1 所示的 6 个 Benchmark 函数(这些 Benchmark 函数广泛应用于评价算法的寻优精度、收敛率、最优解搜索能力以及群智能算法的种群多样性等优化性能)对其进行测试^[8,19], 并与现有的扩展-微粒群算法、微-微粒群算法、中值导向-微粒群算法进行对比, 这 5 种算法的参数设置见表 2。

表 1 6 个 Benchmark 函数

Benchmark 函数	维数	极值	测试性能
$f_1(x) = \sum_{i=1}^N x_i^2$	10	0	寻优精度
$f_2(x) = \sum_{i=1}^{N-1} [100(x_i^2 - x_{i+1})^2 + (x_i - 1)^2]$	10	0	收敛率
$f_3(x) = \sum_{i=1}^N [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	10	0	种群多样性
$f_4(x) = \sum_{i=1}^N \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^N \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	10	0	最优解搜索能力
$f_5(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \cos 2\pi y_i\right) + 20 + e$	10	0	收敛率
$f_6(x) = -\sum_{i=1}^N (x_i \sin \sqrt{x_i})$	10	-4 189.8	种群多样性

3.1 种群多样性测试

$f_3(x)$ 函数具有广泛的搜索空间、大量的局部最小点, 是测试种群多样性的典型函数。为此, 利用 $f_3(x)$ 函数测试表 2 中 5 种算法的种群多样性, 为便于比较, 令各算法的初始粒子分布相同、种群规模 $p_s=5$, 其目标函数值如图 4 所示。

扩展-微粒群算法、微-微粒群算法、中值导向-微粒群算法、LAPSO 算法、HIPSO 算法的粒子分布分别如图 5~9 所示。

图 3 HIPSO 算法流程

表 2 5 种算法的参数设置

参数	扩展- 微粒群 算法	微-微 粒群 算法	中值导 向-微粒 群算法	LAPSO 算法	HIPSO 算法
加速常数 c_1, c_2	1.49	1.49	—	1.49	1.49
最大惯性 权重 $w_{\max}$	0.9	0.9	—	0.9	0.9
最小惯性 权重 $w_{\min}$	0.4	0.4	—	0.4	0.4
最大迭代 次数 $t_{\max}$	500	500	500	500	500
种群规模 p_s	10	10	10	10	10
初始缩放 因子 $\rho(0)$	—	1	—	—	—
成功计数器 上限值 s_c	—	3	—	—	—
失败计数器 上限值 f_c	—	3	—	—	—
排斥系数 δ	—	0.2	—	—	—
排斥力强度 参数 σ	—	21	—	—	—

图 4 初始粒子目标函数值

图 5 扩展-微粒群算法粒子分布

由图 5~9 可知, 扩展-微粒群算法、微-微粒群

图 6 微-微粒群算法粒子分布

图 7 中值导向-微粒群算法粒子分布

图 8 LAPSO 算法粒子分布

算法的粒子分布始终比较分散, 虽然表现出了较好种群多样性, 但后期收敛性不理想。中值导向-微粒群算法在搜索前期粒子的分散程度较差, 具有较差的种群多样性。而 LAPSO 算法、HIPSO 算法, 在搜索前期粒子分布都比较分散, 使得算法具有较好的种群多样性, 迭代次数为 300 代时, 分散的粒子开始收敛, 表现出较好的局部搜索能力。

图 9 HIPSO 算法粒子分布

图 10 5 种算法末代粒子的目标函数值

扩展-微粒群算法、微-微粒群算法、中值导向-微粒群算法、LAPSO 算法、HIPSO 算法的末代粒子的目标函数值, 如图 10 所示。

由图 10 可知, HIPSO 算法的末代粒子的函数最小值比 LAPSO 算法、中值导向-微粒群算法、扩展-微粒群算法、微-微粒群算法都小。可见, HIPSO 算法的最优解搜索能力最好, LAPSO 算法次优。

3.2 优化结果对比

扩展-微粒群算法、微-微粒群算法、中值导向-微粒群算法、LAPSO 算法以及结合混合全连接型-环形拓扑的扩展-微粒群算法、微-微粒群算法、中值导向-微粒群算法、HIPSO 算法这 8 种算法对上述

6 个 Benchmark 函数运行 10 次所得到的平均优化结果, 见表 3。

为便于分析, 将表 3 所求的平均值和标准差分别进行分析。

(1) 平均值。在不考虑拓扑结构的影响下, 对于简单的单峰函数 $f_1(x)$ 和多峰函数 $f_3(x) \sim f_6(x)$, LAPSO 算法所求的平均值最小, 表明 LAPSO 算法具有较好的种群多样性, 且寻优精度和收敛率较高。但对具有少数局部极小点的 $f_2(x)$ 函数, 中值导向-微粒群算法平均值最小、LAPSO 算法次优, 故 LAPSO 算法收敛率稍差。在考虑拓扑结构的影响下, 对于所有测试函数, HIPSO 算法所求的平均值

表 3 平均优化结果

函数	未与拓扑结构结合								与混合全连接型-环形拓扑结合							
	扩展-微粒群算法		微-微粒群算法		中值导向-微粒群算法		LAPSO 算法		扩展-微粒群算法		微-微粒群算法		中值导向-微粒群算法		HIPSO 算法	
	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差	平均值	标准差
$f_1(x)$	2.809	0.550	0.409	0.015*	10.14	20.28	0.022*	0.033	0.157	0.076	0.456	0.092	0.004	0.002	0.001*	0.001*
$f_2(x)$	39.73	7.120	93.51	47.64	9.053*	0.180*	10.31	2.035	13.88	5.910	16.21	7.109	17.46	3.421	8.028*	2.329*
$f_3(x)$	66.88	13.11	69.76	13.02	41.19	45.53	21.86*	8.961*	2.928	3.172	52.45	109.3	10.00	0.001*	0.384*	0.634
$f_4(x)$	68.74	89.36	2.720	2.500	3.074	2.880	1.354*	0.179*	1.587	0.737	0.561	0.438	0.741	0.440	0.376*	0.256*
$f_5(x)$	11.12	1.335*	6.288	1.987	7.425	3.394	3.021*	1.934	5.851	1.252	11.07	0.050*	7.874	2.315	2.421*	0.755
$f_6(x)$	-3 581	362.2	-4 068	55.75	-3 226	669.7	-4 189*	1.184*	-4 159	23.68	-3 782	121.8	-3 454	27.79	-4 189*	0.965*

注: 表中数字右上方标有“*”的数值为对应函数经上述两组算法求得平均值和标准差的最优值, 例如, $f_1(x)$ 经未与拓扑结构结合的这组算法求得平均值和标准差的最优值分别为 0.022 和 0.015。

最小, 且小于 LAPSO 算法的平均值, 表明 HIPSO 算法很好地兼顾了算法对种群多样性和后期收敛的要求, 较好地平衡了全局搜索和局部搜索能力, 因而具有较强的最优解搜索能力。

(2) 标准差。在不考虑拓扑结构的影响下, 对于函数 $f_3(x)$ 、 $f_4(x)$ 和 $f_6(x)$, LAPSO 算法所求的标准差最好, 故稳定性最好。对于其他函数, LAPSO 算法的稳定性劣于其他 3 种算法, 但其他 3 种算法的平均值较差, 表明其他 3 种算法所求的结果聚集在

较差的平均值附近, 即其他 3 种算法所求的结果比 LAPSO 算法差。在考虑拓扑结构的影响下, HIPSO 算法仅对 $f_3(x)$ 和 $f_5(x)$ 函数测试时的稳定性劣于其他 3 种算法, 但对于其他函数, HIPSO 算法的标准差较好, 表明 HIPSO 算法具有较好的稳定性。

综上所述, 可见 LAPSO 算法具有较好的种群多样性、寻优精度和收敛率、最优解搜索能力; 由于考虑了拓扑结构对算法性能的影响, 与 LAPSO 算法相比, HIPSO 算法更好地平衡了算法的全局探

索和局部开采的能力,较好地保证了算法的种群多样性,其寻优精度、收敛率、最优解搜索能力更好。

4 优化实例

为进一步验证 LAPSO 算法、HIPS0 算法的寻优能力,从离散优化、连续优化两个方面,分别选择文献[7]柔性流水车间调度优化实例、文献[20]SiC 单晶片超声振动加工工艺参数优化实例,对算法的最优解搜索能力进行验证。

4.1 柔性流水车间调度优化实例

文献[7]给出某汽车发动机厂要加工 12 个工件,每个工件都有车、刨、磨 3 个工序,现有 3 台车床,2 台刨床,4 台磨床,共 9 台机床,每台机床的加工能力不同,具体加工时间见表 4。

表 4 工件在各个机床上的加工时间 h

工件	车			刨		磨			
	机 1	机 2	机 3	机 4	机 5	机 6	机 7	机 8	机 9
1	2	2	3	4	5	2	3	2	3
2	4	5	4	3	4	3	4	5	4
3	6	5	4	4	2	3	4	2	5
4	4	3	4	6	5	3	6	5	8
5	4	5	3	3	1	3	4	6	5
6	6	5	4	2	3	4	3	9	5
7	5	2	4	4	6	3	4	3	5
8	3	5	4	7	5	3	3	6	4
9	2	5	4	1	2	7	8	6	5
10	3	6	4	3	4	4	8	6	7
11	5	2	4	3	5	6	7	6	5
12	6	5	4	5	4	3	4	7	5

将 LAPSO 算法、HIPS0 算法对该汽车发动机厂的柔性流水车间调度问题优化求解,合理地分配每道工序的机床以及同一台机床上工件的加工排序,以使完成所有工件的加工时间最短。

为便于比较,令 LAPSO 算法、HIPS0 算法的初始条件、参数设置与文献[7]中的改进微粒群算法相同: $w_{\max}=0.9$ 、 $w_{\min}=0.4$ 、 $c_1=c_2=2.05$ 、 $t_{\max}=100$ 。LAPSO 算法、HIPS0 算法的优化曲线如图 11 所示。

文献[7]中的改进微粒群算法以及本文所提的 LAPSO 算法、HIPS0 算法求得每个工件在车、刨、磨 3 个工序所选的机床,以及完成所有工件加工的最小完成时间的最优调度结果,见表 5。表 5 中最小完成时间上面 1~12 行的数字表示机床。

可见, LAPSO 算法与文献[7]中的改进微粒群算法所求得的完成所有工件加工的最小完成时间相同,而 HIPS0 算法的最小完成时间最短。

图 11 优化曲线

表 5 最优调度结果

工件	文献中的算法			本文所提算法					
	改进微粒群算法			LAPSO 算法			HIPS0 算法		
	车	刨	磨	车	刨	磨	车	刨	磨
1	1	4	6	1	4	7	2	4	8
2	3	4	6	1	4	6	2	4	8
3	2	5	8	3	5	8	3	5	7
4	1	5	6	2	5	6	2	5	7
5	2	4	7	2	5	6	3	5	8
6	3	4	6	2	4	7	2	4	7
7	2	4	8	3	4	7	2	4	8
8	1	5	9	3	5	7	1	5	7
9	1	5	9	1	5	9	1	4	6
10	1	5	8	1	4	6	1	4	6
11	2	4	8	2	4	9	3	4	9
12	3	5	9	1	5	6	1	5	6
最小完成时间/h	26			26			25		

HIPS0 算法求得的最优调度结果的甘特图如图 12 所示,图 12 中的数字表示机床。

图 12 最优调度的甘特图

4.2 超声振动加工工艺参数优化实例

将 LAPSO 算法、HIPS0 算法对 SiC 单晶片超声振动加工工艺参数进行优化求解,在线锯速度、

进给速度、工件转速、超声振幅以及刀具寿命等为约束条件下，使 SiC 单晶片的表面粗糙度最小。其中，工艺参数的取值范围见表 6^[20]。

表 6 工艺参数约束

工艺参数	取值范围	工艺参数	取值
线锯速度 $v_s/(m/s)$	[1.5, 2.0]	切割深度 h/mm	30
进给速度 $v_f/(mm/min)$	[0.025 0, 0.072 5]	刀具材料系数 m	0.25
工件转速 $n_w/(r/min)$	[8, 20]	加工材料系数 n	0.8
超声振幅 a/mm	[0.001, 0.005]	最大拉应力 σ_{max}/MPa	65

为便于比较，令 LAPSO 算法、HIPSO 算法的初始条件、参数设置与文献[20]中的微粒群算法相同：种群规模为 50、 $c_1=c_2=2$ 、 $t_{max}=100$ 。LAPSO 算法、HIPSO 算法的优化曲线如图 13 所示。文献[20]中的遗传算法、微粒群算法以及本文所提 LAPSO 算法、HIPSO 算法工艺参数的优化结果，见表 7。

图 13 LAPSO 算法和 HIPSO 算法的优化曲线

由图 13 和表 7 可见，随着切向锯切力的减小，SiC 单晶片的表面粗糙度也在降低，符合一般加工规律，与文献[20]一致。HIPSO 算法所求得表面粗糙度最小，LAPSO 算法次之。

表 7 工艺参数优化结果

工艺参数	文献[20]中的算法		本文所提算法	
	遗传算法	微粒群算法	LAPSO 算法	HIPSO 算法
线锯速度 $v_s/(m/s)$	1.767 1	1.705 9	1.691 1	1.690 1
进给速度 $v_f/(mm/min)$	0.025 4	0.025 0	0.027 2	0.025 0
工件转速 $n_w/(r/min)$	13.576 5	14.541 4	15.988 5	19.999 6
超声振幅 a/mm	0.001 6	0.001 7	0.001 6	0.001 7
切向锯切力 F_t/N	2.829 7	2.808 8	2.903 1	3.161 5
表面粗糙度 $R_a/\mu m$	0.290 6	0.284 2	0.265 4	0.262 8

综上所述，不管是离散优化，还是连续优化，LAPSO 算法和 HIPSO 算法都具有较好的最优解搜索能力。

5 结论

粒子交互关系决定了算法性能，本文从体现粒子交互关系的引斥力规则、种群拓扑结构两个方面对微粒群算法进行了改进研究。

(1) 从粒子间的引斥力规则方面对微粒群算法进行改进，针对现有微粒群算法仅考虑单一引斥力规则的不足，考虑在不同阶段采用不同的引斥力规则，提出了搜索后期引力增强型混合引斥力微粒群算法(LAPSO 算法)，兼顾了种群多样性和算法局部搜索能力的要求，通过 Benchmark 函数验证了 LAPSO 算法不仅具有较好的种群多样性，而且具有更好的寻优精度、收敛率和最优解搜索能力。

(2) 从粒子间引斥力规则、种群拓扑结构两方面对微粒群算法进行改进，将 LAPSO 算法与混合全连接型-环形拓扑相结合，提出了混合粒子交互微粒群算法(HIPSO 算法)，发挥了全连接型拓扑结构在全局搜索能力、环形拓扑结构在收敛速度和局部搜索能力的优势，解决了单一拓扑结构存在的不足。通过 Benchmark 函数验证了 HIPSO 算法比 LAPSO 算法具有更好的优化性能。最后，结合柔性流水车间调度离散优化实例和超声振动加工工艺参数连续优化实例，验证了 HIPSO 算法具有较好的寻优能力。HIPSO 算法的核心思想是粒子交互关系的混合改进，既体现在混合的引斥力规则，又体现在混合的拓扑结构，这对算法的进一步改进具有一定的借鉴作用。

参 考 文 献

[1] SAFAEI N, TAVAKKOLI M R, KLIASSAT C. Annealing-based particle swarm optimization to solve the redundant reliability problem with multiple component choices[J]. Applied Soft Computing, 2012, 12(1): 3462-3471.

- [2] 顾文斌, 唐敦兵, 郑堃, 等. 基于激素调节机制改进型自适应粒子群算法在置换流水车间调度中的应用研究[J]. 机械工程学报, 2012, 48(14): 177-182.
- GU Wenbin, TANG Dunbing, ZHENG Kun, et al. Research on permutation flow-shop scheduling problem based on improved adaptive particle swarm optimization algorithm with hormone modulation mechanism[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(14): 177-182.
- [3] 王丰产, 孙有朝, 李娜. 多工位装配序列粒子群优化算法[J]. 机械工程学报, 2012, 48(9): 155-162.
- WANG Fengchan, SUN Youchao, LI Na. Multi station assembly sequence planning based on particle swarm optimization algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(9): 155-162.
- [4] 段旭洋, 王皓, 赵勇, 等. 基于嵌套粒子群算法的平面机构尺度综合与构型优选[J]. 机械工程学报, 2013, 49(13): 32-39.
- DUAN Xuyang, WANG Hao, ZHAO Yong, et al. Dimensional synthesis and optimal type selection of planar mechanisms based on nested particle swarm optimization[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(13): 32-39.
- [5] 陈东宁, 姚成玉. 基于 T-S 故障树与混合 μ PSO 算法的可靠性优化方法[J]. 中国机械工程, 2013, 24(18): 2415-2420.
- CHEN Dongning, YAO Chengyu. Reliability optimization method based on T-S fault tree and hybrid μ PSO algorithm[J]. China Mechanical Engineering, 2013, 24(18): 2415-2420.
- [6] 祝勇, 潘晓弘. 基于改进粒子群优化算法的电子产品排产研究[J]. 中国机械工程, 2011, 22(1): 49-54.
- ZHU Yong, PAN Xiaohong. Scheduling electronic products based on a modified particle swarm optimization[J]. China Mechanical Engineering, 2011, 22(1): 49-54.
- [7] 周辉仁, 唐万生, 魏颖辉. 基于微粒群算法的柔性流水车间调度优化[J]. 中国机械工程, 2010, 21(9): 1053-1057.
- ZHOU Huiren, TANG Wansheng, WEI Yinghui. PSO-based optimization of flexible flow-shop scheduling[J]. China Mechanical Engineering, 2010, 21(9): 1053-1057.
- [8] BEHESHTI Z, SHAMSUDDIN S M, HASAN S. MPSO: Median-oriented particle swarm optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2013, 219(11): 5817-5836.
- [9] HUANG T. A microparticle swarm optimizer for the reconstruction of microwave images[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2007, 55(3): 568-576.
- [10] 莫思敏, 曾建潮, 谢丽萍. 扩展的微粒群算法[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(6): 811-816.
- MO Simin, ZENG Jianchao, XIE Liping. Extended particle-swarm optimization algorithm[J]. Control Theory & Applications, 2012, 29(6): 811-816.
- [11] KENNEDY J, MENDES R. Neighborhood topologies in fully informed and best-of-neighborhood particle swarms[J]. Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on, 2006, 36(4): 515-519.
- [12] 王伟, 李枚毅, 彭霞丹. 一种双层可变子群的动态粒子群优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2012, 33(1): 145-150.
- WANG Wei, LI Meiyi, PENG Xiadan. Dynamic particle swarm optimization algorithm based on two-layer alterable sub-population[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2012, 33(1): 145-150.
- [13] 李文锋, 梁晓磊, 张煜. 具有异构分簇的粒子群优化算法研究[J]. 电子学报, 2012, 40(11): 2194-2199.
- LI Wenfeng, LIANG Xiaolei, ZHANG Yu. Research on PSO with clusters and heterogeneity[J]. Acta Electronica Sinica, 2012, 40(11): 2194-2199.
- [14] 姚灿中, 杨建梅. 静态与动态 SF 拓扑邻域对 PSO 改进算法的分析[J]. 小型微型计算机系统, 2012, 33(5): 1113-1116.
- YAO Canzhong, YANG Jianmei. Improved particle swarm optimization algorithm study based on static and dynamic scale-free network neighborhood topology[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2012, 33(5): 1113-1116.
- [15] ZHANG C G, YI Z. Scale-free fully informed particle swarm optimization algorithm[J]. Information Sciences, 2011, 181(20): 4550-4568.
- [16] QU B Y, SUGANTHAN P N, DAS S. A distance-based locally informed particle swarm model for multimodal optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2013, 17(3): 387-402.
- [17] WANG C, LIU Y, ZHAO Y. Application of dynamic neighborhood small population particle swarm optimization for reconfiguration of shipboard power system[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(4): 1255-1262.

- [18] JIANG B, WANG N, WANG L. Particle swarm optimization with age-group topology for multimodal functions and data clustering[J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2013, 18(11): 3134-3145.
- [19] DERRAC J, GARCIA S, MOLINA D, et al. A practical tutorial on the use of nonparametric statistical tests as a methodology for comparing evolutionary and swarm intelligence algorithms[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2011, 1(1): 3-18.
- [20] 刘永, 李淑娟, 李言, 等. 基于中心复合设计试验的 SiC 单晶片超声振动加工工艺参数优化[J]. *机械工程学报*, 2013, 49(7): 193-198.
- LIU Yong, LI Shujuan, LI Yan, et al. Central composite design test based process parameters optimizing for compound machining with ultrasonic vibration on SiC wafer[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(7): 193-198.

作者简介: 姚成玉(通信作者), 男, 1975 年出生, 博士后, 教授。主要研究方向为系统可靠性及故障诊断。

E-mail: chyyao@ysu.edu.cn

王斌, 男, 1987 年出生。主要研究方向为微粒群算法引斥力规则改进及应用。

陈东宁, 女, 1978 年出生, 博士, 副教授。主要研究方向为液压系统可靠性分析及优化。

张瑞星, 女, 1987 年出生。主要研究方向为微粒群算法种群拓扑改进及应用。