

文章编号: 1001-0920(2009)10-1441-09

离散微粒群优化算法的研究进展

潘全科¹, 王 凌², 高 亮³

(1. 聊城大学 计算机学院, 山东 聊城 252059; 2. 清华大学 自动化系, 北京 100084; 3. 华中科技大学 工业及制造系统工程系, 武汉 430074)

摘 要: 首先, 介绍了近年来出现的 5 种较为典型的离散 PSO, 并分析了它们与基本 PSO 之间的联系和区别; 然后, 归纳了提高离散 PSO 优化性能的若干途径, 并总结了离散 PSO 的应用现状; 最后, 探讨了离散 PSO 有待进一步研究的若干方向和内容。

关键词: 微粒群优化; 离散微粒群优化; 进化计算; 群智能; 组合优化

中图分类号: TP18

文献标识码: A

The-state-of-art of discrete particle swarm optimization algorithms

PAN Quan-ke¹, WANG Ling², GAO Liang³

(1. School of Computer Science, Liaocheng University, Liaocheng 252059, China; 2. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 3. Department of Industrial and Manufacturing System Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China. Correspondent: PAN Quan-ke, E-mail: panquanke@gmail.com)

Abstract: Five kinds of representative discrete particle swarm optimization(PSO) algorithms presented in recent years are introduced in this paper. And the relation and distinction between the discrete PSO and the basic PSO are analyzed. Then several methods to improve the discrete PSO algorithms are comprehensively analyzed and concluded. Also, the state of art in the application of the discrete PSO algorithm is investigated in detail. Finally, further research issues and some suggestion about the discrete PSO algorithm in future are discussed.

Key words: Particle swarm optimization; Discrete PSO; Evolutionary computation; Swarm intelligence; Combinatorial optimization

1 引 言

微粒群优化(PSO)是一种新兴的基于群体智能理论的演化计算技术. 与遗传算法相比, PSO 具有流程简单易实现、需要调节的参数少以及较强的全局收敛能力和鲁棒性等优势^[1-8]. 目前, PSO 已被广泛应用于函数优化、神经网络训练和模糊系统控制等领域. PSO 最初是为解决非线性连续优化问题而设计的, 具有连续本质. 为了将其用于解决离散问题, 在 PSO 优化机理的基础上, 学者们提出了离散型 PSO. 它继承了 PSO 的优点, 已在离散优化领域显示出了优越性能, 并成为当今 PSO 研究的一个热点方向. 本文就离散 PSO 及其最新研究成果进行综述, 并进一步探讨未来值得关注的研究内容和方向.

2 基本 PSO 算法

在 PSO 中, 将个体看作具有位置和速度的粒子, 其中粒子的位置代表问题的解. 从初始群体出发, 粒子在搜索空间中连续飞行, 并根据自己和同伴的飞行经验不断地调整位置和速度, 使自己渐渐接近最优解.

令 $V_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}\}$, $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$ 和 $pB_i = \{pb_{i1}, pb_{i2}, \dots, pb_{in}\}$ 分别为粒子 i 的速度、位置和个体最优位置; $gB = \{gb_1, gb_2, \dots, gb_n\}$ 为群体最优位置; ω 为惯性权重; c_1 与 c_2 分别为认知系数和社会系数; r_1 和 r_2 均为区间 $[0, 1]$ 上的随机数. 基本 PSO 的步骤如下:

Step1: 设置算法参数, 并产生初始微粒群;

收稿日期: 2008-09-18; 修回日期: 2009-01-28.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60874075, 70871065, 60774082, 60834004); 国家 863 计划项目(2007AA04Z155); 数字制造装备与技术国家重点实验室华中科技大学开放课题.

作者简介: 潘全科(1971—), 男, 山东阳谷人, 教授, 从事智能计算及其应用的研究; 王凌(1972—), 男, 江苏武进人, 教授, 博士生导师, 从事智能优化理论与算法的研究.

Step2: 更新粒子状态,有

$$V_i = \omega V_i + c_1 r_1 (pB_i - X_i) + c_2 r_2 (gB - X_i), \quad (1)$$

$$X_i = X_i + V_i; \quad (2)$$

Step3: 评价各粒子新位置的适应值;

Step4: 更新粒子的个体最优位置;

Step5: 更新群体最优位置;

Step6: 若未满足结束条件,转 Step2; 否则,算法结束.

3 典型离散 PSO 算法

3.1 二进制 PSO

在二进制 PSO(BPSO)^[9] 中, X_i , pB_i 和 gB 均采用二进制编码,速度 V_i 在取值区间内连续变化.在粒子状态更新过程中,先由 Sigmoid 函数将位置分量的取值概率约束在区间 $[0, 1]$ 内,再根据所产生的随机数决定该分量取 1 或 0.粒子的速度更新采用式(1),而位置更新则为

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } r_1 < \text{Sigmoid}(v_{ij}); \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

其中 $\text{Sigmoid}(v_{ij}) = 1/[1 + \exp(-v_{ij})]$. 为了防止 Sigmoid 函数饱和,通常将 v_{ij} 的取值限制在区间 $[-4.0, 4.0]$ 上.

BPSO 在函数测试和一些工程优化问题中显示了较高性能^[10]. 为了用其解决流水线调度问题,文献[11]将粒子的位置扩展为 $n \times n$ 的 0-1 矩阵,而速度则为 $n \times n$ 的实数矩阵.

从上述过程可见,BPSO 的速度仍采用实数编码,并在连续域内执行更新操作.速度的每一维分量都是独立变量,迭代过程中各分量独立变化,并不能反映出这些变量之间的约束关系或顺序关系.虽然粒子位置采用离散值表示,但只是由连续的速度通过函数映射得到,因此 BPSO 仍具连续本质.

3.2 组合 PSO

文献[12,13]提出了一类组合 PSO(CPSO),用于解决调度问题.在 CPSO 中, X_i , pB_i 和 gB 均为工件排列, V_i 的意义与基本 PSO 相同.在优化过程中, CPSO 并不直接更新 X_i ,而是更新中间矢量 Y_i ,再由 Y_i 得到 X_i .为此,定义 X_i 和 Y_i 的对应关系如下:

1) 由 X_i 得到 Y_i ,即

$$y_i = \begin{cases} 1, & \text{if } x_{ij} = gb_j; \\ -1, & \text{if } x_{ij} = pb_{ij}; \\ \text{rand}(1, -1), & \text{if } x_{ij} = gb_j = pb_{ij}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\text{rand}(1, -1)$ 表示随机选择 1 或 -1.

2) 由 Y_i 得到 X_i ,即

令 $j = 0, 1, \dots, n$,重复下列步骤:

Step1: 若 $y_{ij}^t = 1$ 或 $y_{ij} = -1$,则先在当前 X_i 中找到工件 x_{ir} ,使 $x_{ir} = gb_j$ 或 $x_{ir} = pb_{ij}$;若 $r \geq j$ 或 $\text{rand}() < 0.5$,则交换 x_{ij} 与 x_{ir} .

Step2: 若 $y_{ij} = 0$,则在当前 X_i 中找到第 1 个 x_{ir} ,使 $x_{ir} \neq gb_j \neq pb_{ij}$,并交换 x_{ij} 与 x_{ir} .

在以上对应关系的基础上,定义速度更新公式为

$$v_{ij} = \omega v_{ij} + r_1 c_1 d_1 + r_2 c_2 d_2, \quad (5)$$

其中 $d_1 = 1 - y_{ij}$ 与 $d_2 = -1 - y_{ij}$ 分别为 x_{ij} 到 gb_j 和 pb_{ij} 的距离.

定义 Y_i^t 的更新方法为

$$y_{ij}^t = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{ij}^{t-1} + v_{ij}^t > \alpha; \\ -1, & \text{if } y_{ij}^{t-1} + v_{ij}^t < \alpha; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (6)$$

其中 α 是控制参数.

由式(5)和(6)可知,CPSO 仍工作在连续域,具有连续的本质.虽然文献[12,13]的仿真实验表明了 CPSO 的优越性能,但中间变量 Y_i 的引入,降低了算法的简捷性,增大了算法实现的难度.

3.3 离散 PSO 之一

文献[14]从新的研究角度进行 PSO 的离散化,提出了解决旅行商问题的离散 PSO 之一(DPSO₁). DPSO₁ 将粒子位置表达为 n 个城市的排列 $X_i = \{1, 2, \dots, n\}$;速度 $V_i = \{(pi, pi'), (pj, pj'), \dots\}$ 为一组交换操作,其中 pi, pi', pj 和 pj' 均为城市在排列中的位置;而 (pi, pi') 和 (pj, pj') 则为交换两城市的位置; $X_i \oplus V_i$ 为“位置加速度”,表示对 X_i 依次执行速度 V 中的交换操作; $X_i' \odot X_i = V_i$ 为“位置减位置”,其结果是速度.在以上各种运算的基础上,粒子的状态更新公式为

$$V_i = \omega V_i \oplus c_1 r_1 (pB_i \odot X_i) \oplus c_2 r_2 (gB_i \odot X_i), \quad (7)$$

$$X_i = X_i \oplus V_i. \quad (8)$$

DPSO₁ 在离散域内重新定义粒子的位置、速度及其相关操作.其位置和速度的更新均是在考虑各分量顺序关系的基础上进行的.这样,DPSO₁ 就工作在离散域,具有离散本质.但由于 DPSO₁ 过于注重在结构和形式上与基本 PSO 的一致,导致粒子更新操作的复杂度高,优化性能并不理想.

3.4 离散 PSO 之二

文献[15]提出了解决单机调度问题的离散 PSO 之二(DPSO₂).在 DPSO₂ 中,粒子的位置为工件排列,速度为一组插入操作.设 $\pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_n\}$ 和 $\lambda = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$ 为两个工件排列,函数 $\phi(\pi, \pi_i)$ 为 π_i 在排列 π 中的位置.运算规则如下:

“排列相减”可得速度

$$V = \pi - \lambda = \{(\pi_1, d_1), (\pi_2, d_2), \dots, (\pi_n, d_n)\} = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}. \quad (9)$$

其中: (π_j, d_j) 为一个移动; 距离 $d_j = j - \phi(\lambda, \pi_j)$ 为工件 π_j 在两个排列中的位置之差. “位置加速度” $\pi \oplus (\pi_j, d_j)$ 表示将排列 π 中的工件 π_j 移动 d_j 个位置; “两个速度相加” 为其对应的部分相加; “速度乘以数” 为所有速度分量的距离乘以数.

在以上运算规则的基础上, 粒子更新操作为

$$V_i = \omega V_i \oplus c_1 r_1 (pB_i - X_i) \oplus c_2 r_2 (gB_i - X_i), \quad (10)$$

$$X_i = \rho(X_i \oplus V_i), \quad (11)$$

其中函数 $\rho(\cdot)$ 表示对所得结果的修正. 修正方法为: 从 1 到 n 扫描所得排列, 若某一位置上有多工件, 则按“先进先出”的原则将多余工件移动到其后面最近的空位置上; 若某位置为空, 则按“先进先出”的原则从其后面最近的含多个工件的位置上取一个工件补上.

与 $DPSO_1$ 类似, $DPSO_2$ 在离散域内重新定义了粒子的位置、速度及其运算规则, 并在离散域内实行粒子的更新, 具有离散的本质. 由于 $DPSO_2$ 在定义运算规则时, 充分考虑到了对排列问题的可操作性, 因而比较容易理解和实现.

3.5 离散 PSO 之三

由分析基本 PSO 的位置和速度更新过程可知, 粒子的新位置是粒子的当前状态、个体最优位置值和群体最优位置相互作用的结果. 因此, 如果将粒子表示为离散问题的解, 并在离散域内定义认知部分和社会部分, 则可得到位置更新公式为

$$X_i = c_2 \otimes g(c_1 \otimes g(\omega \otimes h(X_i), pB_i), gB). \quad (12)$$

其中: $h(X_i)$ 表示对粒子 X_i 执行扰动操作, $g(E_i, pB_i)$ 和 $g(F_i, gB)$ 都表示两个粒子相互作用, 产生一个新粒子.

式(12)由以下 3 部分构成:

1) 粒子对目前状态的思考, 即

$$E_i = \omega \otimes h(X_i) = \begin{cases} h(X_i), & \text{rand}() < \omega; \\ X_i, & \text{rand}() \geq \omega. \end{cases}$$

2) 粒子从 pB_i 继承信息

$$F_i = c_1 \otimes g(E_i, pB_i) = \begin{cases} g(E_i, pB_i), & \text{rand}() < c_1; \\ E_i, & \text{rand}() \geq c_1. \end{cases}$$

3) 粒子从 gB 继承信息

$$X_i = c_2 \otimes g(F_i, gB) = \begin{cases} g(F_i, gB), & \text{rand}() < c_2; \\ F_i, & \text{rand}() \geq c_2. \end{cases}$$

在新的位置更新公式中, 位置编码可采用基于

自然数的排列表示, 而粒子的扰动和粒子从 gB 或 pB_i 继承信息可分别采用变异或交叉来实现, 从而 PSO 就工作于离散域, 故称这种 PSO 为离散 PSO 之三 ($DPSO_3$). 虽然 $DPSO_3$ 借用了遗传算法的变异或交叉操作, 但它采用的仍是 PSO 的优化机理, 具有记忆粒子最佳位置的能力和粒子间信息共享的机制, 即通过个体的合作与竞争实现问题的求解, 这与采用优胜劣汰机制的进化算法有本质区别. 目前, 基于 PSO 的优化机理和离散问题的特点, 通过重新设计粒子状态更新算子解决离散优化问题, 已成为 PSO 的一个新发展方向^[16-38].

4 离散 PSO 算法的改进研究

改进离散 PSO 的优化性能是离散 PSO 研究的重要内容. 从查阅到的文献来看, 离散 PSO 的主要改进方法可归纳如下.

4.1 改进 PSO 的离散化方法

离散 PSO 是基本 PSO 的离散化变体. 不同的离散化方法会产生不同性能的离散 PSO. 因此, 从分析 PSO 的优化机理和问题特点出发, 提出更有效的 PSO 离散化方法, 是得到高性能离散 PSO 的重要途径. 譬如, 针对流水线调度问题, 文献[11, 12, 21, 27] 分别从不同的研究角度出发, 得到了 4 种不同性能的离散 PSO; 文献[39] 则针对 BPSO 的缺陷, 提出了粒子的基因型和显型两种表达方式, 并将粒子的基因型引入到状态更新公式中, 得到了一种新型 BPSO. 实验结果表明, 该方法比原 BPSO 具有更大的优越性.

4.2 改进信息共享机制

PSO 的信息是一种单向流动方式, 即信息由群体最优位置和个体最优位置向粒子新状态流动. 这种信息流动方式造成粒子受其邻域极值的影响较大, 最终使其难以脱离局部极值, 导致算法早熟收敛. 因此, 改进信息共享机制, 也是提高离散 PSO 性能的有效途径. 文献[26, 27] 提出了基于群体智能的信息共享机制, 即算法保证一定规模的记忆库, 个体的每次更新均从自身个体极值和记忆库中随机选择一个粒子获取更新信息; 微粒群在每次迭代的同时完成对记忆库的更新. 在这种信息共享机制下, 个体更新不仅依赖于自身经验, 而且借鉴其他个体的成功经验, 从而扩大了粒子的搜索范围, 增强了算法的搜索能力.

4.3 改进状态更新策略

由 PSO 的状态更新公式可知, 粒子的新状态是由其先前状态、个体最优位置和群体最优位置重组构成的, 重组方式会影响粒子的新状态. 因此, 合理地利用既有信息, 设置高效的状态更新策略, 是提高

离散 PSO 性能的重要途径之一. 文献[22]针对解决 Job shop 问题的离散 PSO, 提出了 40 种粒子状态更新方式. 研究表明, 合理的状态更新策略有助于提高算法性能. 文献[20]针对旅行商问题的研究也得到了类似的结论.

4.4 合理设置控制参数

控制参数影响粒子的移动轨迹, 从而影响到算法的搜索区域. 因此, 研究合理的参数设计方法、设置自适应的控制参数或提高算法对参数的鲁棒性均是改进离散 PSO 的有效途径. 文献[17]针对所设计的 DPSO, 采用实验设计 (DOE) 和方差分析 (AVOV) 方法研究控制参数对搜索性能的影响, 给出了参数选择的指导原则; [37] 则设计了自适应的认知系数和社会系数, 使粒子在搜索过程中动态地调整飞行步长, 有效地实现了粒子自我适应和社会协作的平衡; [24] 采用惯性权重线性下降法, 使算法在搜索初期有效地探索较大区域, 随着搜索过程的深入, 逐渐开始精细搜索.

4.5 提高初始群体的质量

初始微粒群是离散 PSO 的搜索起点. 好的初始群体有助于提高求解质量. 一个好的初始微粒群一方面应保证一定的分布性, 即能以较大的概率覆盖整个搜索空间, 以防止算法陷入局部极值; 另一方面应包含部分较高质量的个体, 以指导算法更有效地搜索, 避免因盲目搜索而降低效率. 因此, 给离散 PSO 提供高质量的初始群体, 也是提高其优化性能的重要途径. 文献[25, 26]采用简单启发式算法和随机产生粒子相结合的方法, 保证了所得初始微粒群的均布性和高质量, 有效地提高了算法性能.

4.6 增强粒子的学习能力

由于 PSO 仅仅是对自然现象的简单模拟, 算法框架和搜索模式通常固定不变, 在进化过程中随机性较强, 缺乏有效学习机制的指导, 致使算法的优化性能不高. 因此, 增强粒子的学习能力, 使它能在寻优过程中自动地处理和提取知识, 并根据所得知识动态地选择最合适的搜索区域, 也是提高离散 PSO 性能的重要途径. 文献[28]针对旅行商问题, 采用公共知识库来存储各个城市的近邻城市列表. 在搜索过程中, 该公共知识库能被所有粒子所感知并且动态更新. 粒子则通过学习算子, 利用已有知识自适应地完成更新操作. 该方法能使粒子自适应地选择移动区域, 提高其寻优能力.

4.7 赋予粒子更多的智能

离散 PSO 的随机操作引起算法执行中不可避免地重复抽样, 或离散 PSO 过分强化对种群内部演化机制的模拟, 忽略了演化过程中环境对种群的反

作用, 造成了算法搜索效率低. 因此, 赋予粒子更多的智能以避免重复抽样, 或模拟在环境影响下受训种群的快速进化机制, 也是发展离散 PSO 的重要途径. 文献[40]通过在离散 PSO 中溶合被动聚合机制, 扩大了粒子之间信息的传播, 有效地提高了搜索效率.

4.8 增强粒子摆脱局部极小的能力

在搜索过程中, 粒子一旦陷入局部极小就很难摆脱, 造成算法过早收敛. 因此, 增强粒子摆脱局部极小的能力, 避免算法陷入局部极小而停滞不前, 可提高算法性能. 文献[18]通过采用模拟退火算法的概率性劣向转移的机制, 提高了粒子摆脱局部极小的能力, 从而有效避免了算法早熟收敛, 使算法的全局搜索能力有了显著提高.

4.9 增加微粒群的多样性

由分析离散 PSO 的优化机理可知, 粒子总是追逐当前群体最优位置和自己迄今搜索到的最优位置. 因此, 粒子速度很快降到接近于 0, 从而导致群体陷入局部极小而无法摆脱, 该现象称为微粒群的趋同性. 这种趋同性限制了离散 PSO 的搜索质量. 因此, 增加微粒群的多样性, 避免趋同性, 可提高算法性能. 文献[29]通过为速度增加一个与群体分散度相关的随机量来改善离散 PSO 的多样性, 有效地提高了算法的收敛速度和求解质量; [28]针对解决旅行商问题的离散 PSO, 提出了个体多样性和群体微观多样性的概念, 并通过引入排斥算子增加群体多样性, 有效抑制了算法的早熟停滞现象; [41]针对 Job shop 调度问题提出了一种有效的多样性策略.

4.10 兼顾“探测”与“开发”的平衡

探测与开发是搜索过程中的一对矛盾. 探测强调在全局范围内寻找新的搜索区域, 而开发则侧重于在所得区域内实现精细搜索. 然而, 在搜索过程中, 两者常常交织在一起, 导致一个区域还未搜索完毕就转移到了另外的区域, 从而影响了离散 PSO 的精细搜索能力. 因此, 可通过在离散 PSO 中嵌入局部搜索方法来提高其开发能力, 以实现探测与开发的有效平衡. 文献[26, 42]通过在离散 PSO 的每次迭代之间加入局部搜索算法来增强其优化性能; 文献[37]则探讨了在离散 PSO 中嵌入局部搜索的 3 种方式, 并验证了其有效性.

4.11 与其他智能算法混合

利用不同优化机制、优化行为和优化结构的互补性来提高求解性能, 将多种算法混合使用已成为智能算法发展的重要途径^[43]. 因此, 发展与其他智能算法混合的离散 PSO 就成为改进离散 PSO 的一

条重要途径.文献[41]通过混合禁忌搜索算法加强了离散 PSO 的局部探测能力;文献[44]则研究了离散 PSO 与变邻域搜索算法和阈值接收算法有效混合的 3 种结构:串行结构、嵌入结构和协同结构,并通过仿真实验表明了嵌入结构的混合离散 PSO 算法优于其他两种结构的混合算法.

4.12 协同进化离散 PSO

协同进化是近几年来研究的热点.它除了以进化为基础外,还进一步考虑到种群与环境之间、种群与种群之间、个体与个体之间及个体与种群之间的协调,这就有效地拓展了进化模型的生物基础和系统行为.因此,发展协同进化的离散 PSO,也是改进离散 PSO 算法的有效途径.文献[23]模拟了自然界同物种不同种群间的协作与交流,将多子群策略和子群间杂交策略引入微粒群算法中,增强了算法的寻优能力;文献[45]则提出了离散 3 种群 PSO,各种群的粒子分别采用不同的飞行速度以提高算法的优化性能.

4.13 问题知识的运用

工程优化问题是非常复杂的,通用的离散 PSO 往往求解质量差、收敛速度慢,难以得到有效应用.利用与问题相关的领域知识指导离散 PSO 的搜索方向或加快搜索,则可有效提高其优化性能.文献[25]针对 Job shop 问题,采用基于有向图关键路径的邻域结构,使算法避免了冗余搜索和迂回搜索,提高了求解质量;文献[17,18]分别针对无等待流水线调度问题和零空闲流水线调度问题,设计了基于插入邻域结构的快速搜索算法,提高了算法效率.

5 离散 PSO 算法的应用研究

鉴于离散 PSO 的优越性,离散 PSO 已在诸多离散优化领域得到应用,简单归纳如下.

5.1 生产调度问题

生产调度问题通常指生产过程的作业计划,即工件在机器上的加工排序和生产批量的划分等.它具有广泛的工程背景,是学术界和工程界共同关注的热点研究问题之一^[46].目前,离散 PSO 已被成功应用于求解经典调度问题、复杂调度问题、多目标调度问题和生产批量计划问题等.

1) 经典调度问题

针对单机调度问题,文献[32]以公共交货期条件下的总加权提前和延迟惩罚为优化目标,提出了一种离散 PSO,并通过嵌入变邻域搜索来提高算法的局部搜索能力和跳出局部极值的能力;[15]采用离散 PSO 最小化在机床启动时间与工件加工顺序相关条件下的总延迟惩罚,并采用局部搜索来强化算法的精细搜索能力.针对置换流水线调度问题,

[27]以优化最大完成时间为指标,提出了具有新的信息共享机制离散 PSO,并采用问题领域知识指导粒子局部搜索;[21]提出了基于遗传算法的交叉算子和变异算子的离散 PSO,并比较研究了几种交叉和变异算子的有效性;[12]则以优化最大完成时间和总流经时间为目标,提出了一种 CPSO,并采用模拟退火算法来增强 CPSO 摆脱局部极值的能力.针对作业车间调度问题,[25,41]以优化最大完成时间为指标,提出了与禁忌搜索算法相混合的离散 PSO.针对开放车间调度问题,[47]进一步证实了其所得离散 PSO^[41]的有效性;[26]将提出的离散 PSO 与基于邻域知识的局部搜索相结合,得到一种有效的混合算法.针对平行机调度问题,[48]最先将 PSO 的思想引入其中,提出了一种离散 PSO,实验表明所得方法优于模拟退火算法.

2) 复杂调度问题

针对无等待流水线调度问题,文献[17]以最大完成时间和总流经时间为优化目标,提出了与变邻域搜索相混合的离散 PSO,并探讨了控制参数的选择方法和嵌入变邻域搜索对算法优化性能的影响;[37]系统地研究了采用变邻域搜索改进离散 PSO 性能的 3 种方式.针对零空闲流水线调度问题,[49]以最大完成时间为优化指标,提出一种带有快速局部搜索离散 PSO;针对批量流水线生产调度问题,[50]提出了以最小化加权提前和延迟总时间为目标的离散 PSO,并证实了该方法优于相关文献的研究成果;针对柔性作业车间调度问题,[51]提出了一种动态双种群的离散 PSO.方法在进化过程中保持两个不断变化规模的子群,各子群分别采用不同的学习策略进化,并相互交换所得信息.实验表明该方法有效避免了早熟收敛的发生.

3) 多目标调度问题

相对于传统的多目标优化方法,微粒群算法在求解多目标问题上具有很大优势^[1].针对多目标无等待流水线调度问题,文献[19]提出了多目标的离散 PSO 算法.该方法采用简单启发式方法产生高质量的初始微粒群,采用文档集合存储近似 Pareto 解并指导算法向 Pareto 阵线收敛,采用局部搜索加强算法的精细搜索能力以实现探测与开发的平衡.仿真实验表明了该方法的有效性.

4) 生产批量计划问题

文献[10]针对以最小化订货和库存总成本为目标的批量计划问题,提出了一种 BPSO,实验结果表明该方法优于传统的遗传算法.

5.2 任务分配问题

任务分配问题是一类广泛存在于工农业生产、

交通运输及服务行业的典型组合优化问题. 文献[52]在分析基本 PSO 的收敛性能和任务分配问题的解空间分布情况的基础上, 提出一种用于求解该类问题的离散 PSO. 该方法采用惯性权值非线性下降策略更新粒子速度, 以提高算法的收敛性; 采用反正切函数对粒子的位置更新公式进行处理, 以保证解的可行性.

5.3 旅行商问题

旅行商问题是运筹学中经典的组合优化问题之一. 它是许多实际问题的简化, 譬如邮递路径规划、计算机文件传输和超大规模电路设计等. 针对旅行商问题, 文献[24]提出了基于遗传操作的广义 PSO, 该方法采用交叉作为粒子的信息交换策略, 采用变异作为粒子的随机搜索策略; [20]结合遗传算法、蚁群算法和模拟退火算法的思想, 提出了求解旅行商问题的 24 种混合离散 PSO; [53]根据生物界中当种群密度过大时个体会自动分散迁徙的特性, 提出一种自逃逸离散 PSO, 该算法能使陷入局部极小的粒子通过自逃逸行为自动全局寻优; [54]则提出了解决旅行商问题和通用旅行商问题的离散 PSO, 该方法采用不确定搜索策略和交叉排除技术加快算法的收敛速度, 采用局部搜索提高其局域开发能力.

5.4 车辆路径问题

车辆路径问题也是当前运筹学与组合优化领域的前沿与热点研究问题之一, 它来源于现实生活中的物流配送车辆调度问题、邮政投递问题、公共汽车调度问题、电力调度问题、管道铺设问题和计算机网络拓扑设计问题等. 文献[55]研究了带容量约束的车辆路径问题, 提出了一种混合离散 PSO, 该方法将离散 PSO 的全局探测能力与局部搜索算法的开发能力相结合, 并采用模拟退火跳出局部极值, 因而具有较强的优化性能.

5.5 城市物流节点选址问题

城市物流节点通常是指为城市提供社会物流服务的物流园区、物流中心、配送中心以及设施相对完备的货运枢纽站等设施. 城市物流节点是城市物流系统的重要组成部分, 城市物流节点的选址规划对于构建城市物流系统至关重要. 文献[56]在考虑城市物流系统运行费用最小的基础上, 构建了城市物流节点的选址模型, 使用离散 PSO 对该模型进行求解, 算例分析表明该算法具有较高的达优率.

5.6 电力网络规划问题

电力网络规划是在已知给定电源规划和负荷预测的基础上, 根据现有的电网结构, 合理选择新建或扩建线路以满足电力系统安全、可靠运行和经济最优. 针对该问题, 文献[57]通过分析电力网络规划

的特征, 提出了解决电力网络规划问题离散 PSO, 并对所得离散 PSO 的适应度函数构造、参数选择方法、收敛判断条件进行了分析比较.

5.7 输电网重构

大停电后的电力系统恢复是一个复杂的决策和控制问题, 为了提高电网的恢复速度, 通常根据电网的结构特点, 将大规模电网分成几个子网, 对每个子网单独恢复, 然后通过并网来实现整个系统恢复. 文献[58]将大停电事故后的输电网重构问题表示为以重要负荷恢复量占已恢复负荷总量的比例最高为目标的非线性优化问题, 在考虑负荷重要性、网络连通性、电网所需满足的各种安全和运行约束的基础上, 提出一种求解最优目标网的离散 PSO.

5.8 粒子滤波

粒子滤波是动态贝叶斯网络的一种近似推理算法, 已被成功用于机动目标跟踪、信号传输与压缩、金融领域数据分析和图像处理等领域, 成为无参随机抽样算法方面的一个研究热点. 文献[59]提出了一种进化粒子滤波推理算法, 将离散 PSO 技术引入传统粒子滤波中, 利用离散 PSO 的迭代寻优能力重新分配粒子, 使粒子的表示更接近真实后验概率密度, 从而提高粒子滤波的推理精度. 在离散动态贝叶斯网络上的概率推理实验结果表明了其有效性.

5.9 多用户检测技术

码分多址技术产生的多址干扰严重影响着系统的性能和容量. 多用户检测技术是有效解决多址干扰问题的方法之一. 文献[60]将克隆选择算法和离散 PSO 相结合, 提出一种优化多用户检测技术的自适应克隆选择离散 PSO, 使检测器在误码率和检测速度上得到明显改善.

5.10 其他问题

除以上应用外, 离散 PSO 还被成功用于项目调度问题^[13], 基因表达数据中的特征基因提取^[61], 基于划分的聚类问题^[62]和神经网络训练^[63]等.

6 离散 PSO 研究展望

离散 PSO 将微粒群优化的思想成功推广到离散优化领域, 为解决离散问题提供了新途径. 虽然其相关研究受到了极大重视, 但毕竟刚起步, 在理论基础方面还缺乏对离散 PSO 搜索机理和工作性态的系统研究, 在算法设计方面还缺乏对离散 PSO 算法策略的深入探讨, 在基于离散 PSO 的混合算法方面还缺乏高性能的混合算法策略, 在应用研究方面还很不成熟. 归纳而言, 离散 PSO 的进一步研究尤其需注意以下几个方面.

6.1 PSO 的离散化方法研究

PSO 的离散化方法研究是离散 PSO 研究和应

用的基础. 因此, 需要深入分析 PSO 的优化机理和搜索模式, 并结合离散问题的特点, 研究新颖高效的 PSO 离散化机制; 归纳总结各种形式的离散 PSO, 提炼出系统的算法框架; 研究将 PSO 的成功经验用于离散 PSO 的方法, 进而发展 PSO 的离散化理论.

6.2 离散 PSO 的理论基础

离散 PSO 的基本理论研究是其应用和发展的基础. 因此, 需要对离散 PSO 的搜索机理、收敛性、收敛速度、鲁棒性、复杂性、有效性、能解性和适用域等理论进行系统研究, 阐明其工作原理和性能, 为其发展与应用提供理论依据.

6.3 离散 PSO 的算法策略

算法策略研究是提高离散 PSO 性能的重要手段. 因此, 需要从基本要素、关键参数和执行策略等方面研究算法策略: 即结合问题信息, 研究新颖有效的基于知识的编码方法, 设计高效的粒子状态更新算子, 探索产生优良粒子的操作算子和搜索模式的组合方式, 探讨微粒群的拓扑结构和算法参数对优化性能的影响, 探索均衡算法全局搜索能力和局部搜索能力的措施, 探究增强算法智能性的方法, 从而设计高性能离散 PSO 并归纳其指导性策略. 进而结合并行计算技术和分布式计算技术的发展, 开发并行离散 PSO 和分布式离散 PSO.

6.4 基于离散 PSO 的混合算法

算法混合是智能优化算法发展的重要方向. 进一步研究应深入分析离散 PSO 与其他智能算法、指导性搜索算法、局域搜索算法、启发式规则或精确算法等在优化机理、搜索模式和优化能力上的互补性, 发展基于离散 PSO 的混合算法或融入新型优化思想的离散 PSO 算法, 并注重问题领域知识的利用. 在此基础上, 研究基于离散 PSO 混合算法的统一框架、工作性能和适用域等理论基础以及高性能的算法策略, 为混合离散 PSO 的发展和应用奠定基础.

6.5 离散 PSO 的应用研究

算法研究是为了应用, 而应用又对深化算法研究有重要意义. 目前, 离散 PSO 的应用领域相对有限, 所求解的问题也比较简单. 因此, 一方面应拓宽和深化其应用领域, 将其更广泛深入地用于机械设计、化工自动化、电力系统、通讯网络、电路自动化设计、生物信息等领域; 另一方面应将其用于解决多目标问题、复杂约束问题和动态问题等复杂问题. 特别地, 在生产调度领域, 存在大量具有多极小性、多目标性、多约束性、非线性、不确定性和实时性的复杂问题, 而这些问题又非常具有重要性、代表性和广泛性, 研究并推广基于离散 PSO 的优化调度理论具有重要意义.

7 结 论

离散 PSO 是近几年来智能优化技术研究的热点方向之一. 在系统全面地总结离散 PSO 的形式、改进方法和应用领域等方面的基础上, 探讨了离散 PSO 的进一步研究方向. 随着研究的不断深入, 离散 PSO 应用前景必将会有更广泛的发展.

参考文献(References)

- [1] Liu B, Wang L, Jin Y H, et al. Advances in particle swarm optimization algorithm [J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2005, 32(3): 1-6.
- [2] Wang L, Liu B. Particle swarm optimization and scheduling algorithms [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2008.
- [3] Wu Q D, Wang L. Intelligent particle swarm optimization algorithm research and application [M]. NanJing: Jiangsu Education Press, 2005.
- [4] Wang W L, Tang Y. The state of art in particle swarm optimization algorithms[J]. J of Zhejiang University of Technology, 2007, 35 (2): 136-141.
- [5] Poli R, Kennedy J, Blackwell T. Particle swarm optimization: An overview[J]. Swarm Intell, 2007, 1 (1): 33-57.
- [6] Yang W, Li Q Q. Survey on particle swarm optimization algorithm[J]. Engineering Science, 2004, 6(5): 87-94.
- [7] Li N, Fu G J, Ku S P, et al. Development and prospect of a particle swarm optimization algorithm[J]. J of Information and Management Engineering, 2005, 27 (2): 26-29.
- [8] Gao S, Yang J Y. Swarm intelligence algorithms and applications [M]. Beijing: China Waterpower Press, 2006.
- [9] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]. Proc of the World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics, Orlando, 1997: 4104-4109.
- [10] Tasgetiren F M, Liang Y C. A binary particle swarm optimization algorithm for lot sizing problem[J]. J of Economic and Social Research, 2005, 5(2): 1-20.
- [11] Liao C J, Tseng C T, Luarn Pin. A discrete version of particle swarm optimization for flowshop scheduling problems [J]. Computers and Operation Research, 2008, 35(9): 2807-2839.
- [12] Jarboui B, Ibrahim S, Siarry P, et al. A combinatorial particle swarm optimization for solving permutation flowshop problems [J]. Computers and Industrial Engineering, 2008, 54(3): 526-538.
- [13] Jarboui B, N Damak, Siarry P, Rebai et al. A combinatorial particle swarm optimization for solving

- multi-mode resource-constrained project scheduling problems[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2008, 195(1): 299-308.
- [14] Onwubolu G C, Babu B V. *New optimization techniques in engineering* [M]. Berlin: Springer-Verlag, 2004.
- [15] Anghinolfi D, Paolucci M. A new discrete particle swarm optimization approach for the single-machine total weighted tardiness scheduling problem with sequence-dependent setup times [J]. *European J of Operation Research*, 2009, 193(1): 73-85.
- [16] Pan Q K, Tasgetiren M F, Liang Y C. Minimizing total earliness and tardiness penalties with a common due date on a single-machine using a discrete particle swarm optimization algorithm[J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2006, 4150: 460-467.
- [17] Pan Q K, Tasgetiren M F, Liang Y C. A discrete particle swarm optimization algorithm for the no-wait flowshop scheduling problem [J]. *Computers and Operations Research*, 2008, 35(9): 2807-2839.
- [18] Pan Q K, Wang L. No-idle permutation flow shop scheduling based on a hybrid discrete particle swarm optimization algorithm [J]. *Int J of Advanced Manufacturing Technology*, 2008, 39(7/8): 796-807.
- [19] Pan Q K, Wang L, Qian B. A novel multi-objective particle swarm optimization algorithm for no-wait flow shop scheduling problems [J]. *J of Engineering Manufacture*, 2008, 222(4): 519-539.
- [20] Gao S, Han B, Wu X J, et al. Solving traveling salesman problem by hybrid particle swarm optimization algorithm [J]. *Control and Decision*, 2004, 19(11): 1286-1289.
- [21] Lian Z G, Gu X S, Jiao B. A similar particle swarm optimization algorithm for permutation flowshop scheduling to minimize makespan [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2006, 175(1): 773-785.
- [22] Lian Z G, Jiao B, Gu X S. A similar particle swarm optimization algorithm for job-shop scheduling to minimize makespan [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2006, 183(2): 1008-1017.
- [23] Tan H, Wang J Y, He Y Z, et al. Sub swarm and crossbreed strategy PSO for TSP [J]. *Systems Engineering*, 2005, 23(4): 83-87.
- [24] Gao H B, Zhou C, Gao L. General particle swarm optimization model[J]. *Chinese J of Computers*, 2005, 28(12): 1980-1987.
- [25] Peng C Y, Gao L, Shao X Y, et al. General particle swarm optimization for job shop scheduling problem [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2006, 12(6): 911-917.
- [26] Gao L, Gao H B, Zhou C. PSO based scheduling algorithm for open shop scheduling problem [J]. *Chinese J of Mechanical Engineering*, 2006, 42(2): 129-134.
- [27] Zhou C, Gao L, Gao H B. Particle swarm optimization based algorithm for permutation flow shop scheduling [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(11): 2008-2011.
- [28] Zhong Y W, Yang J G, Ning Z Y. Discrete particle swarm optimization algorithm for TSP problem [J]. *Systems Engineering-Theory and Practice*, 2006, 26(6): 88-94.
- [29] Garcia-Villoria A, Paster R. Introducing dynamic diversity into a discrete particle swarm optimization [J]. *Computers and Operation Research*, 2009, 36(3): 951-966.
- [30] Pang W, Wang K P, Zhou C G, et al. Modified particle swarm optimization based on space transformation for solving traveling salesman problem [C]. *Proc of the 3rd Int Conf on Machine Learning and Cybernetic*. Shanghai, 2004: 26-29.
- [31] Pan Q K, Tasgetiren M F, Liang Y C. A discrete particle swarm optimization algorithm for the no-wait flowshop scheduling problem with makespan criterion [C]. *Proc of the Int Workshop on UK Planning and Scheduling Special Interest Group*. London: City University, 2005: 31-41.
- [32] Pan Q K, Tasgetiren M F, Liang Y C. A discrete particle swarm optimization algorithm for single machine total earliness and tardiness problem with a common due date [C]. *Proc of the 2006 Congress on Evolutionary Computation*. Vancouver, 2006: 3281-3288.
- [33] Pan Q K, Zhao B H, Qu Y G. Heuristics for the no-wait flow shop problem with makespan criterion [J]. *Chinese J of Computers*, 2008, 31(7): 1147-1154.
- [34] Pan Q K, Wang L, Tasgetiren M F, et al. A hybrid discrete particle swarm optimization algorithm for the no-wait flow shop scheduling problem with makespan criterion [J]. *Int J of Advanced Manufacturing Technology*, 2008, 38(3/4): 337-347.
- [35] Pan Q K, Wang W H, Zhu J Y. Effective hybrid heuristics based on particle swarm optimization and simulated annealing algorithm for job shop scheduling [J]. *China Mechanical Engineering*, 2006, 17(10): 1044-1046.
- [36] Tasgetiren M F, Pan Q K, Liang Y C. A discrete particle swarm optimization algorithm for the generalized traveling salesman problem [C]. *Proc of the 9th Annual Conf on Genetic and Evolutionary Computation*. London, 2007: 158-167.

- [37] Pan Q K, Wang W H, Zhu J Y. Modified discrete particle swarm optimization algorithm for no-wait flow shop problem[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2007, 13(6): 1127-1130.
- [38] Pan Q K, Wang W H, Zhu J Y, et al. Hybrid heuristics based on particle swarm optimization and variable neighborhood search for job shop scheduling [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2007, 13(2): 323-328.
- [39] Lee S, Soak S, Oh S, et al. Modified binary particle swarm optimization[J]. Progress in Natural Science, 2008, 18(9): 1161-1166.
- [40] Zhang C S, Sun J G. An alternate two phases particle swarm optimization algorithm for flow shop scheduling problem[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 5162-5167.
- [41] Sha Y D, Hsu C Y. A hybrid particle swarm optimization for job shop scheduling problem [J]. Computers and Industrial Engineering, 2006, 51(4): 791-808.
- [42] Yin P Y. A discrete particle swarm algorithm for optimal polygonal approximation of digital curves[J]. J of Visual Communication and Image Representation, 2004, 15(1): 241-260.
- [43] Wang L. Intelligent optimization algorithms with applications[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2004.
- [44] Pan Q K, Wang W H, Zhu J Y, et al. Some meta-heuristics for no-wait flow shop problem[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2007, 13(5): 967-970.
- [45] Lv Q M, Chen G C, Yu J S. Discrete three sub-swarms particle swarm optimization algorithm[J]. J of East China University of Science and Technology, 2007, 13(5): 967-970.
- [46] Wang L. Shop scheduling with genetic algorithms[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2003.
- [47] Sha Y D, Hsu C Y. A new particle swarm optimization for the open shop scheduling problem[J]. Computers and Operations Research, 2008, 35(10): 3243-3261.
- [48] Kashan A H, Karimi B. A discrete particle swarm optimization algorithm for scheduling parallel machines [J]. Computers and Industrial Engineering, 2008, 35(10): 3243-3261.
- [49] Pan Q K, Wang L, Zhao B H. Discrete particle swarm optimization for no-idle flow shop problem[J]. Control and Decision, 2008, 23(2): 191-194.
- [50] Tseng C T, Liao C J. A discrete particle swarm optimization for lot-streaming flowshop scheduling problem[J]. European J of Operation Research, 2008, 191(2): 360-373.
- [51] Li D, Gao L Q, Ma J, et al. A dynamic double population particle swarm optimization algorithm for flexible job shop scheduling [J]. J of Northeastern University, 2007, 28(9): 1238-1242.
- [52] Wang Y L, Wang N, Yang C H, et al. A discrete particle swarm optimization algorithm for task assignment problem[J]. J of Central South University of Technology, 2008, 39(3): 571-575.
- [53] Wang W F, Liu G Y, Wen W H. Study of a self-escape hybrid discrete particle swarm optimization for TSP[J]. Computer Science, 2007, 34(8): 143-144.
- [54] Shi X H, Liang Y C, Lee H P, et al. Particle swarm optimization-based algorithms for TSP and generalized TSP[J]. Information Processing Letters, 2007, 103(1): 169-176.
- [55] Chen A L, Yang G K, Wu Z M. Hybrid discrete particle swarm optimization algorithm for capacitated vehicle routing problem[J]. J of Zhejiang University (Science A), 2006, 7(4): 607-614.
- [56] Cheng X S, Pu Y H, Gao H. Location model of urban logistics nodes based on DPSO [J]. J of Changsha University of Science and Technology, 2008, 5(2): 20-24.
- [57] Jin Y X, Cheng H Z, Yan J Y, et al. New discrete method for particle swarm optimization and its application in transmission network expansion planning [J]. Electric Power System Research, 2007, 77(3/4): 227-233.
- [58] Wei Z B, Liu Y, Gu X P. DPSO algorithm based network reconfiguration of power systems for maximizing load recovery efficiency[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(1): 38-42.
- [59] Wang H, Yang F, Yao H L. Inferring discrete DBN using evolutionary particle filter [J]. J of Computer Research and Development, 2008, 45(S): 295-299.
- [60] Hang L, Lv Z S. Multi-user detector based on a new advanced self-adaptation clone selection particle swarm optimization algorithm [J]. Communications Technology, 2007, 40(12): 190-192.
- [61] Chuang L Y, Chang H W, Tu C J, et al. Improved binary PSO for feature selection using gene expression data[J]. Computational Biology and Chemistry, 2008, 32(1): 29-38.
- [62] Jarbouli B, Cheikh M, Siarry P, et al. Combinatorial particle swarm optimization (CPSO) for partition clustering problem [J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 192(2): 337-345.
- [63] Yu J B, Wang S J, Xi L F. Evolving artificial neural networks using an improved PSO and DPSO[J]. Neuro Computing, 2008, 71(4-6): 1054-1060.