第26卷第11期
2009年11月
计算机应用研究
Application Research of Computers
Vol. 26 No. 11
Nov. 2009

一种新的离散粒子群算法在指派问题中的应用

孙晓雅[1,2], 林焰[1]
(1. 大连理工大学 船舶CAD工程中心, 辽宁 大连 116024; 2. 辽宁师范大学 管理学院, 辽宁 大连 116029)

摘要: 指派问题在组合优化中属NP-Complete问题。提出了一种基于离散粒子群算法的求解方法。算法中每个粒子的位置代表了一种可行的指派方案,在迭代中通过交叉策略和局部搜索策略来更新粒子的位置,这既保证了粒子位置的可行性,又增加了粒子的多样性,避免陷入早熟收敛。通过实例仿真可以看出DPSO算法简洁,较以往算法具有更好的收敛性,能得到更优的解,能够求解匈牙利法不能求解的指派问题。对不同的问题,通过影响参数的调整,可以取得好的收敛效果。

关键词: 指派问题; 离散粒子群算法; 交叉策略; 局部搜索
中图分类号: TP301.6　　文献标志码: A　　文章编号: 1001-3695(2009)11-4091-03
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2009.11.027

Using new DPSO algorithm to solve assignment problem

SUN Xiao-ya[1,2], LIN Yan[1]
(1. Ship CAD Engineering Center, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China; 2. Management College, Liaoning Normal University, Dalian Liaoning 116029, China)

Abstract: Assignment problem is a NP-Complete problem in the field of combinatorial optimization. This paper proposed a discrete particle swarm algorithm to solve the problem. In the algorithm the location of each particle represented a feasible plan. The cross strategy and local search technology were adopted when updating the particle positions. These techniques could ensure the solution feasible in the iterative process, increase the diversity of particles and avoid premature during optimization. The simulation examples show that the DPSO algorithm is simple, and it can give better solution than other algorithms with fast convergence. The algorithm is able to solve the problem which the Hungary algorithm cannot do. For different issues, it can achieve good convergence effects through adjusting the impact parameters.

Key words: assignment problem; discrete particle swarm optimization algorithm (DPSO); cross strategy; local search technology

在实际决策活动中,存在各种各样的指派问题,如工作分配、项目承包、设备布置、生产安排、车辆调度等都属于指派问题或类指派问题。指派问题是一类特殊的整数规划问题,在组合优化中属NP-Complete问题。指派问题的解法可以分为两大类:一类是精确的求解方法,如匈牙利法、分支定界法[1]和动态规划法[2]。其中,最常用的是匈牙利法。但是匈牙利法在处理一些特殊数据问题时会出现算法不收敛的情况,而无法得到最优解[3]。指派问题的另一类求解方法是启发式算法,如模拟退火算法[4]、遗传算法[5,6]、蚂蚁算法[7~9]和粒子群算法[10~12]等,这些算法为求解任务指派问题提供了新途径。

粒子群算法(PSO)最早是由美国的Eberhart和Kenney等人[13,14]在1995年提出的,是一种基于进化的群体智能算法。PSO具有流程简单易实现、算法参数简洁、无须复杂的调整等优点,因此PSO算法作为一种新颖的优化搜索算法,从出现至今的十多年里得到了迅速的发展和应用。2004年高尚等人[11]将粒子群算法应用于指派问题的求解,在粒子群的位置更新时采用了遗传算法粒子交叉的思想。该算法只给出了一个五个任务指派给五个人去完成的算例,没有给出大规模指派的算例,而实际将其应用于较大规模指派时,该算法将迅速陷入局部最优,出现早熟收敛。2007年谈文芳等人[12]采用了改进的粒子群算法来求解指派问题。该算法采用了处理连续问题粒子群算法的一般公式,在粒子解更新时通过位置的排序来得到新整数排列解,这种做法没有充分考虑到离散型组合优化解的特点,因而会有冗余较大的问题[15]。

指派问题的数学模型

指派问题的标准形式(以人和事为例):设有n个人和n件事,已知第i人做第j事的费用为$c_{ij}(i,j=1,2,\cdots,n)$,要求一个人与事之间一一对应的指派方案,使完成这n件事的总费用最少。一般称矩阵

$$C=(c_{ij})_{n\times n}=\begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & \cdots & c_{1n} \\ c_{21} & c_{22} & \cdots & c_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ c_{n1} & c_{n2} & \cdots & c_{nn} \end{bmatrix}$$

为指派问题的系数矩阵。

为了建立标准指派问题的数学模型,引入n^2个0—1变量

$$x_{ij}=\begin{cases} 1 & \text{当指派第 } i \text{ 人去做第 } j \text{ 件事时} \\ 0 & \text{当不指派第 } i \text{ 人去做第 } j \text{ 件事时} \end{cases} \quad (i,j=1,2,\cdots,n)$$

这样,问题的数学模型可写成

$$\min\ z=\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}c_{ij}x_{ij}$$

收稿日期: 2009-02-25; 修回日期: 2009-03-25

作者简介: 孙晓雅(1972-),女,河北唐山人,副教授,博士研究生,主要研究方向为智能优化与运筹学(2003sunxiaoya@163.com); 林焰(1963-),男,福建福州人,教授,博导,博士,主要研究方向为船舶与海洋结构物设计与制造.

$$\text{s.t.}\begin{cases}\sum_{i=1}^{n} x_{ij}=1 & j=1,2,\cdots,n\\ \sum_{j=1}^{n} x_{ij}=1 & i=1,2,\cdots,n\\ x_{ij}=0\text{或}1 & ,i,j=1,2,\cdots,n\end{cases}$$

粒子群优化算法

粒子群算法源于对鸟类捕食行为的研究,是一种基于群体的迭代优化方法。算法中种群称做粒子群,个体称为粒子。每个粒子代表问题的一个可行解,具有位置和速度两个属性,分别表示当前粒子在解空间中的位置和移动速度,以移动速度改变粒子位置,以粒子位置对应的适应度函数值确定粒子的优劣程度。PSO算法首先随机初始化一定数量的粒子构成粒子群,然后粒子在每一次迭代中通过跟踪两个极值来更新自己。一个极值是粒子本身所找到的最优解,叫做个体极值 pbest;另一个极值是整个种群目前找到的最优解,称为全局极值 gbest。另外也可以不用整个种群而只是用其中一部分为粒子的邻居,那么在所有的邻居中的极值就是局部极值。PSO算法中的粒子寻优基本公式如下:

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1 r_1 (pbest_i^k - x_i^k) + c_2 r_2 (gbest^k - x_i^k) \quad (1)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (2)$$

其中:w称为惯性因子;r_1、r_2是[0,1]区间服从均匀分布的随机数;c_1、c_2均为学习因子;k代表迭代的次数;x_k为迭代k次时粒子的空间位置;v_i^k为迭代n次时粒子i的速度;$pbest_i^k$、$gbest^k$分别为微粒从初始到当前迭代次数搜索产生的个体极值和全局极值。

上述PSO算法的基本理论是针对连续性问题给出的。1997年Kennedy等人[16]第一次提出了一种离散二进制PSO算法。Clerc[17]首次对离散问题将粒子群算法的更新公式进行修改,并指出离散粒子群算法(DPSO)的关键是为问题域定义与DPSO算法相关的数学对象及其运算规则。

求解指派问题的 算法

粒子的位置

设有一个n维指派问题,粒子群的总数为 swarmsize,每个粒子的位置x_i是一个n维向量,向量的维数对应任务数。粒子的位置$x_i=(x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{ij}, \cdots, x_{in})$代表一种任务指派的方案,它是$1\sim n$自然数的一个排列。其中,$x_{ij}$表示第$i$个粒子的第$j$项任务由$x_{ij}$去完成。

粒子位置的更新

粒子位置的交叉操作

为了保证粒子位置更新后得到的新粒子位置x_i^k仍为一种指派方案。本文采用了遗传算法中定位交叉的思想[18,19],粒子对个体极值和全局极值的跟踪通过交叉操作来实现。交叉策略可有A、B两种。

a) x_i^k与$pbest_i^k$进行交叉操作,可采用A、B两种交叉策略。

交叉策略A的步骤如下:

(a)从任务序列中随机选择位置点 position1,x_i^k中的前 position1个元素保留不变,记为S_1,然后把$pbest_i^k$中与S_1重复的元素删除,余下的元素记为S_2。S_1和S_2合在一起构成新粒子,记为y_1。

(b) $pbest_i^k$中的前 position1个元素保留不变,记为S_3,然后把x_i^k中与S_3重复的元素删除,余下的元素记为S_4。S_3和S_4合在一起又构成一个新的粒子,记为y_2。

(c)计算y_1和y_2的适应值,这里的适应值也就是每个指派方案所产生的费用,令y为其中适应值小的粒子。

交叉策略B的步骤如下:

(a)从任务序列中随机选择位置点 position1和 position2,其中 position2≥position1,x_i^k中的前(position1−1)个元素记为S_1,x_i^k中从 position2到最后的元素记为S_2,然后把$pbest_i^k$中与S_1、S_2重复的元素删除,余下的元素记为S_3。S_1、S_3和S_2合在一起构成新粒子,记为y_1。

(b) $pbest_i^k$中的前(position1−1)个元素记为S_4,$pbest_i^k$中从 position2到最后的元素记为S_5,然后把x_i^k中与S_4、S_5重复的元素删除,余下的元素记为S_6。S_4、S_6和S_5合在一起构成新粒子,记为y_2。

(c)计算y_1和y_2的适应值,令y为其中适应值小的粒子。

以一个10维的任务指派问题为例,交叉策略A如图1所示,交叉策略B如图2所示。

position1

x_i^k	5	3	7	2	8	10	6	4	9	1
$pbest^k$	7	4	2	9	6	3	5	8	1	10
y_1	5	3	7	2	4	9	6	8	1	10
y_2	7	4	2	9	5	3	8	10	6	1

图1 粒子位置更新的交叉策略A

position1 position2

x_i^k	5	3	7	2	8	10	6	4	9	1
$pbest^k$	7	4	2	9	6	3	5	8	1	10
y_1	5	3	7	4	2	6	8	10	9	1
y_2	7	4	2	5	3	8	6	9	1	10

图2 粒子位置更新的交叉策略B

b) y与$gbest^k$进行交叉操作,交叉操作的方法步骤与a)一致,同样可以采用A、B两种交叉策略。y与$gbest^k$交叉后得到一个新的粒子位置$z=x_i^k$。

局部搜索策略

粒子群优化算法在寻优时容易出现早熟现象,粒子群陷入局部极值中,在收敛停滞时粒子群中的粒子呈现出趋同性,因此,就需要增加粒子的多样性,使粒子跳出局部极值。本文引入一种基于局部搜索策略,对3.2.1节中更新后的粒子x_i^k进行改进。具体做法为:根据粒子位置的维数,随机生成若干对位置点,然后把每对位置点的值进行交换,就得到新的粒子位置,并作为下一次迭代的粒子位置x_i^{k+1}。

图3为一个对10维的粒子进行局部搜索的例子,是生成两对位置随机数,每对随机数位置的点的值进行交换的示例。

指派问题 算法的框架

基于上述粒子位置更新的交叉策略和局部搜索策略,本文用MATLAB 7.0编制了DPSO算法求解指派问题的程序。算法的实现步骤如下:

a) 初始化,设定最大的迭代次数 iterations,设定粒子种群数 swarmsize,随机产生 swarmsize个可行的指派方案作为粒子的初始位置,计算各粒子适应值(也就是数学模型的目标函数值),得到初始的个体极值 pbest和全局极值 gbest。

b)对种群中的每个粒子与 pbest进行定位交叉更新,计算交叉后生成的两个粒子的适应度,选取适应度小的作为交叉更新后的粒子,如果新的粒子的适应值小于 pbest的适应值,则对个体极值进行更新。

c)对 b)中得到的每个新粒子与全局极值 gbest进行定位交叉更新,计算交叉后生成的两个粒子的适应值,选取适应值小的作为交叉更新后的粒子,如果新的粒子的适应值小于

pbest的适应值，则对个体极值进行更新。

d)对 c)中更新后的粒子进行局部搜索，计算局部搜索后新的粒子的适应值，如果新的粒子的适应值小于 pbest的适应值，则对个体极值进行更新。

e)粒子更新后根据种群已经更新的个体极值确定全局极值 gbest。

f)判定是否达到最大迭代次数 iterations，如果达到，执行 g)；否则转到 b)。

g)结束。

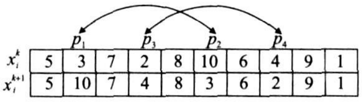

图 3　粒子的局部搜索策略

仿真测试结果

验证算例

算例 1　本文采用文献[11]所提出的五个任务五个人员的指派问题进行验证，DPSO算法的参数与文献[11]设置相同 swarmsize=5，interations=20，采用定位交叉策略 A，局部搜索设为 1对位置变异。在 20次仿真实验中每次收敛到 32，与匈牙利法得到的精确解一致，且收敛到最优解的平均迭代次数为 2.75，比文献[11]中五次才收敛到最优解的搜索效率要高。

算例 2　本文采用文献[12]所提出的 10个任务 10个人员的指派问题进行验证。如表 1所示，DPSO是本文的算法，参数为 swarmsize=20，interations=60，采用定位交叉策略 B，局部搜索采用设为两对位置变异，在 20次仿真实验中，17次收敛到 29，与匈牙利法得到的精确最小目标值一致。IPSO算法的结果来自文献[12]。该算法没有考虑到指派问题整数解的特点，采用了一般的处理连续问题的粒子群算法，然后通过排序得到指派方案的方法，再采用变异和局部更新机制的一种改进的粒子群 IPSO算法。表 1中的 IPSO数据的参数设置种群为 2，迭代次数为 60时、模拟实验 20次，其他参数参见文献[12]。CPSO算法采用文献[11]所提出的交叉粒子群算法，参数设置与本文相同。

表 1　三种PSO算法的数据对比

算法	最小值	最大值	均值	标准差	算法	最小值	最大值	均值	标准差
DPSO	29	31	29.3	0.707 1	CPSO	31	44	38.75	10.185 8
IPSO	29	33	29.32	0.982 9	匈牙利法(精确值)		29		

由图 4可以看出本 DPSO算法收敛速度很快，同时由表 1的对比可以看出 DPSO算法由于采用了局部搜索技术，能较好地克服早熟收敛的情况，从 20次模拟实验的平均情况来看，本文算法更容易收敛到精确解，而且均值和标准差都较小，这意味着迭代得到的全局最优解偏离精确解的程度很小，仿真结果更集中到精确解附近。

影响参数分析

种群数量的选取

本文用 DPSO算法对算例 2在 interations=100，采用定位交叉策略 A，局部搜索采用设为两对位置变异的条件下对种群数量 swarmsize分别为 5、20、35和 50时进行了比较分析，如图 5所示。从多次仿真的情况来看，一般来讲，随着种群数量的增大，能够提高全局最优解的收敛速度和精度，但是当种群数量增大到一定的程度时，比如当 swarmsize=50时，并不会对问题求解带来更好的影响，反而会降低程序运行的速度，由图 5可知，当种群的数量为 20～35时就能得到满意的答案。

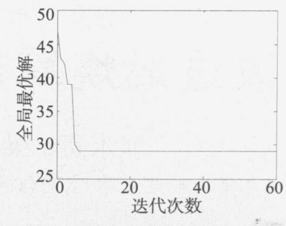

图 4　DPSO算法在例2中最优解收敛过程

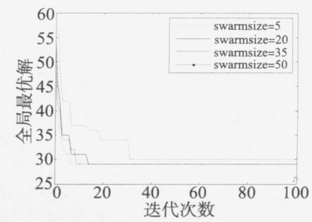

图 5　算例2中不同种群数量情况下最优解收敛过程

交叉策略的对比

就算例 2在 swarmsize=20，iterations=100，局部搜索采用设为两对位置变异的条件下，分别采用交叉策略 A和 B，得到的迭代优化过程如图 6所示。在 40次模拟实验中看到策略 B的的收敛效果要稍好于策略 A，但差别比较小。

局部搜索中位置变异数的对比

用 DPSO算法对算例 2在 swarmsize=20，interations=100，采用定位交叉策略 B，变异位置数分别取 0(无变异)、2、4、6进行计算，如图 7所示。综合多次模拟实验的结果知，当算法无变异时，搜索很快陷入局部最优，很难收敛到精确解。当位置变异数为 4时，收敛的综合效果最好，位置变异数为 2次之；当位置变异数为 6时，粒子的搜索趋于发散，收敛效果并不随位置变异数的增大而变好。

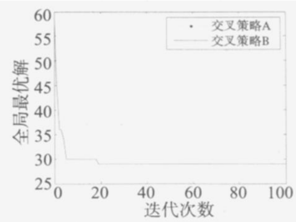

图 6　算例2中不同交叉策略情况下最优解收敛过程

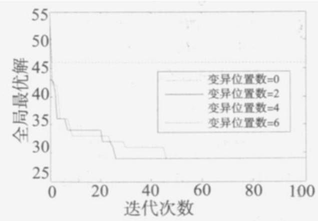

图 7　算例2不同变异位置数情况下最优解收敛过程

匈牙利法不能求解的指派问题

算例 3　求解指派问题的匈牙利法在处理某些特殊数据时并不收敛，无法得到最优解。文献[3]给出了一个 22维任务指派的算例，文中提出了一种改进的匈牙利算法。殷人昆等人[9]采用蚁群算法对这一算例进行了求解。本文也对这一算例用 DPSO算法进行了验证。取 swarmsize=20，interations=400，采用交叉策略 A，局部搜索取两对位置变异点。所得结果与上述文献算法对比如表 2所示。

表 2　求解算例3的三种方法最优值对比

算法	改进的匈牙利法	蚂蚁算法	离散粒子群
最优值	27	26	25

由表 2可以看出，用 DPSO算法得到了更小的最优值，这时最优解如表 3所示。

表 3　算例3的最优指派方案

任务编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22
人员编号	3	11	18	5	10	21	19	16	17	15	22	7	13	1	6	20	9	14	2	4	12	8

结束语

本文提出了一种求解指派问题的离散粒子群算法，算法中每个粒子的位置都表示了一种可行的指派方案，为了保证在迭代中更新后粒子位置具有可行性，给出了两种定位交叉策略，同时还采用了局部搜索策略来增加解的多样性，避免陷入早熟收敛。通过实例仿真可以看出本文的 DPSO算法较以往算法具有更好的收敛性，能得到更优的解。同时该算法能够很好地求解匈牙利法不能求解的指派问题。针对不同的问题，应适度地调整算法的影响参数，以取得好的收敛效果。(下转第 4097页)

从图中不难看出, 由于存储结构的优化及搜索策略的优化, 本文算法的平均时间消耗近似原算法的一半, 比 Dijkstra算法的时间优越性更为明显, 不难得出在搜索效率和响应时间上均优于前两者。

总之, 从上面执行结果中可以看出, 本文算法在执行效率上较前两者具有很大的优越性, 前两者算法在随着路网节点规模的增大, 执行时间明显增加, 尤其 Dijkstra算法在执行时间的增长趋势最为明显, 燃烧算法次之; 而本文的算法在增长趋势上较为平缓, 另外其规划出的最优路径的准确性也得到了一定的保障, 是一种比较优越的算法。

结束语

本文提出的双向燃烧搜索算法, 采用了比较适合路网存储的前向星型存储结构, 融合了新的搜索思想策略并设置了一定的算法终止判断条件。通过仿真实现, 证明了该算法不仅在时间、空间方面有很大的优越性, 而且在准确性、实用性方面都有很好的效果。

下一步的工作将对本文提出的从乘客角度出发的公交路线规划的展望进行深入的分析并实现; 将对该算法的执行效率进一步优化, 使其性能更进一步的提高; 将考虑与现有的经典算法相结合, 以及将考虑引入神经网络等方面的知识, 使其性能更佳, 应用领域更广。

参考文献:

[1] AFSAR F A, ARIF M, HUSSAIN M. Genetic algorithm based path planning and optimization for autonomous mobile robots with morphological preprocessing[C]// Proc of IEEE International Multi-topic Conference. 2006: 182-187.

[2] WANG Qian-yu, XU Lun-hui. Research and realization of the optimal path algorithm with complex traffic regulations in GIS[C]// Proc of IEEE International Conference on Automation and Logistics. 2007: 516-520.

[3] 张鑫, 刘岳峰, 郑江华, 等. 针对公交的最优路径算法[J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(22): 207-209.

[4] 杨新苗. 基于 GIS的公交乘客出行路线选择模型[J]. 东南大学学报, 2000, 30(11): 87-91.

[5] 陆振波. 城市公交问路系统 GIS在城市公交管理中的应用[J]. 公路交通科技, 2001, 18(10): 69-70.

[6] 李曙光, 苏彦民. 基于 GIS的城市公交路网最优路线算法研究[J]. 中国公路学报, 2003, 16(3): 83-86.

[7] DIAL F, GLOVER F, KAMY D, et al. A computational analysis of alternative algorithms and labeling techniques for finding shortest path trees[J]. Network, 1979, 25(3): 215-248.

[8] ZHANG Fen, HUANG Tie, ZHOU Jun-hui. Optimization research for bi-directional Dijkstra algorithm of spatial analyses[J]. Journal of Hunan University of Arts and Science, 2007, 19(2): 71-73.

[9] 李楷, 钟耳顺, 曾志明, 等. 基于分层网路拓扑结构的最优路径算法[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(7): 1004-1009.

[10] 刘立鑫, 盛业华, 路明月, 等. 双向半序网在两点间最优路径算法中的应用[J]. 计算机工程, 2008, 34(7): 73-75.

[11] FU Li-ping. An adaptive routing algorithm for in-vehicel route guidance systems with real-time information[J]. Transportation Research B, 2001, 35(8): 749-765.

[12] CHABINI I, SHAN Lan. Adaptations of the A* algorithm for the computation of fastest paths in deterministic discrete-time dynamic networks[J]. IEEE Trans on Intelligent Transporation Systems, 2002, 3(1): 60-74.

[13] 文雅, 陈群, 晏克非. 基于蚂蚁算法的 PGIS中动态路径诱导技术研究[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(7): 215-220.

[14] 孙霞, 黄席樾, 杨祖元, 等. 基于改进遗传算法的城市交通动态最优路径求解[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(30): 245-248.

(上接第 4093页)

参考文献:

[1] EGLESE R W, WRIGHT M B, FU Z. A branch-and-bound algorithm for finding all optimal solutions of the assignment problem[J]. Asia-Pacific Journal of Operational Research, 2007, 24(6): 831-839.

[2] 李苏北. 一类最优指派问题的动态规划解法[J]. 运筹与管理, 2000, 9(1): 69-73.

[3] 顾大权, 左莉, 侯太平, 等. "匈牙利法"存在的问题及改进方法[J]. 微机发展, 2003, 13(4): 76-78.

[4] KIRKPATRICK S, GELATT C D, VECCHI M P. Optimization by simulated annealing[J]. Science Magazine, 1983, 220(4598): 671-680.

[5] GOLDERG D E. Genetic algorithm in search, optimization and machine learning[M]. Reading Massachusetts: Addison Wesley Publishing Company, 1989.

[6] AHMAD I, MUHAMMAD K, DHODHI. Task assignment using a problem-space genetic algorithm[J]. Concurrency: Practice and Experience, 2006, 7(5): 411-428.

[7] 杨冬, 王正欧. 改进的蚂蚁算法求解任务分配问题[J]. 天津大学学报, 2004, 37(4): 373-376.

[8] DEMIREL N C, TOKSARI M D. Optimization of the quadratic assignment problem using an ant colony algorithm[J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 183(1): 427-435.

[9] 殷人昆, 吴阳, 张晶炜. 蚁群算法解决指派问题的研究和应用[J]. 计算机工程与科学, 2008, 30(4): 43-45.

[10] SALMAN A, AHMAD I, AL-MADANI S. Particle swarm optimization for task assignment problem[J]. Microprocessors and Microsystems, 2002, 26(8): 363-371.

[11] 高尚, 杨静宇, 吴小俊. 求解指派问题的交叉粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(8): 54-55.

[12] 谈文芳, 赵强, 余胜阳, 等. 改进粒子群优化算法求解任务指派问题[J]. 计算机应用, 2007, 27(12): 2892-2895.

[13] EBERHART R, KENNDY J. A new optimizier using particle swarm theory[C]// Proc of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science. New York: IEEE Press, 1995: 39-43.

[14] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// Proc of IEEE International Conference on Neural Networks. New York: IEEE Press, 1995: 1942-1948.

[15] CAGNINA L, ESQUIVEL S, GALLARD R. Particle swarm optimization for sequencing problems: a case study[C]// Proc of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Portland: IEEE Press, 2004: 536-541.

[16] KRNNEDY J, EBERHART R C. A discrete binary version of particle swarm algorithm[C]// Proc of Conference on System, Man, and Cybernetics. Piscataway: IEEE Press, 1997: 4104-4108.

[17] CLERC M. Discrete particle swarm optimization[M]. New Optimization Techniques in Engineering. Berlin: Springer-Verlag, 2004: 219-240.

[18] SYSERDA G. Handbook of genetic algorithms[M]. New York: Van Nostrand Reinhold, 1991.

[19] 邓林义, 林焰. 粒子群算法求解任务可拆分项目调度问题[J]. 控制与决策, 2008, 23(06): 681-685.