

柔性流水车间设备利用率排产优化问题研究

孙学勇¹ 李广华¹ 郭大权²

(1. 红塔辽宁烟草有限责任公司营口卷烟厂 辽宁 营口 115002)

(2. 中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016)

摘要: 针对具有工序约束信息的柔性流水车间的设备利用率优化问题, 提出利用 PSODE 混合算法来解决该问题, 全局优化过程采用群体优化算法, 在局部优化过程中通过上下道关联工序约束信息来控制工件的分配, 将并行工位总设备利用率作为适应度函数, 构建了具有关联工序约束的柔性流水车间生产调度模型, 确定生产工件的加工路径、加工顺序、开工时间和完工时间。通过多组方案数值计算结果对比分析, 验证了 PSODE 算法解决柔性流水车间设备利用率优化问题的有效性。

关键词: 柔性流水车间调度; 设备利用率; 工序关联信息; PSODE 算法

中图分类号: TH186 **文献标志码:** A **文章编号:** 2095-509X(2016)06-0075-05

柔性流水车间排产优化问题 (flexible flow-shop scheduling problem, FFSP) 是一般流水车间调度问题的推广。不仅要解决所有工件的排序问题, 还要解决各工序并行机的分配问题, 因此是典型的 NP 问题^[1]。许多装备制造企业的生产组织方式具有典型柔性流水车间的特点^[2]。当前制造业企业为了挖掘自身潜能和规范企业内部管理, 对传统的柔性流水车间进行改造, 在一些工序引入“线”的概念, 即将生产线上两个或两个以上工序的加工设备建立固定的匹配关系^[3], 从排产过程的角度分析, 即在柔性流水车间的排产模型中增加了上下道关联工序的约束^[4-5], 这样设计的初衷是规范生产过程, 便于企业更好地管理生产运作过程, 更好地发挥产能, 但是如果仅仅依靠生产线的调度人员, 人工强制改变生产线上产品的流动过程, 反而增加在制品的等待时间, 造成部分设备产品积压, 部分设备空闲, 增加生产线上阻塞发生概率, 降低设备利用率^[6-7], 所以研究运用智能优化算法, 优化这种具有关联工序约束的柔性流水车间排产问题具有重要的工程应用价值。本文以设备利用率为优化目标, 在寻优过程中分别采用粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)、差分进化算法 (differential evolution, DE) 和粒子群差分混合算法 (particle swarm optimization and differential evolution, PSODE) 对具有关联工序约束的柔性流水车间排产问题进行对比研究^[8-9]。

1 数学模型

1.1 问题描述

具有关联工序约束的柔性流水车间排产优化问题可以描述为: 工件按顺序经过每个工序, 在经过的工序中有两种情况, 在无工序约束的加工阶段可以在并行工位中任意一台机器上加工, 在有关联工序约束的加工阶段要在与上道工序加工设备对应的设备上加工, 已知工件在各道工序的加工时间, 确定全部工件在各工序的加工排序和加工工位, 通过优化算法寻优过程来获取更高的设备利用率。

图 1 所示为具有关联工序约束的柔性流水车间调度优化问题模型, n 个工件在工序 $oper_1$ 上开始加工, 直到在工序 $oper_m$ 加工完成后下线, 共经过 m 个工序的加工, M_j 表示工序 $oper_j$ 的最大工位, $W_{j,k}$ 表示工序 $oper_j$ 的并行工位中编号是 k 的工位, 其中 $j \in \{1, \dots, m\}$, $k \in \{1, \dots, M_j\}$ 。

收稿日期: 2016-04-12

基金项目: 国家高技术研究发展计划(2013AA040705-1); 辽宁省科学技术计划项目(2015106015)

作者简介: 孙学勇(1978—), 男, 山东郓城人, 红塔辽宁烟草有限责任公司营口卷烟厂工程师, 主要研究方向为自动化系统应用研究、计算机技术应用、设备管理系统设计与应用。

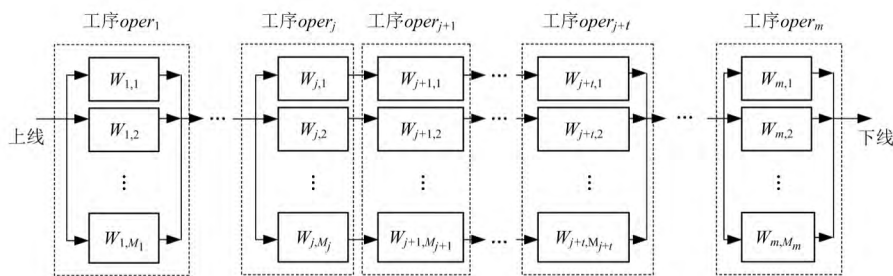


图1 具有关联工序约束的柔性流水车间排产模型图

在全部工序中存在 p 个具有关联工序约束的工序 $oper_t$ ，其中 $t \in \{1, \dots, m\}$ ， $\{oper_t\} \in \{oper_j\}$ 且 $card(\{oper_t\}) = p$ 。

1.2 约束条件

1) 满足柔性流水车间排产的一般性约束：

$$C_{ij} = S_{ij} + T_{ij} \quad i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad j \in \{1, 2, \dots, m\} \quad (1)$$

式(1)表示工序 $oper_j$ 上的开工时间与完工时间的约束。工件 i 的生产时间用 T_{ij} 表示，开工时间用 S_{ij} 表示，完工时间用 C_{ij} 表示。

$$C_{ij} \leq S_{i,j+1} \quad i \in \{1, 2, \dots, n\} \quad j \in \{1, 2, \dots, m-1\} \quad (2)$$

式(2)表示工件要进行下一道工序的生产加工过程之前，必须先完成当前工序的生产加工^[10]。

2) 关联工序约束。

先假设变量 $IN_{i,j,k}$ 表示工件 i 是否在工序 $oper_j$ 中工位 $W_{j,k}$ 上进行加工。

$$IN_{i,j,k} = \begin{cases} 1 & \text{工件 } i \text{ 在工序 } oper_j \text{ 的} \\ & \text{工位 } W_{j,k} \text{ 上加工} \\ 0 & \text{工件 } i \text{ 不在工序 } oper_j \text{ 的} \\ & \text{工位 } W_{j,k} \text{ 上加工} \end{cases} \quad (3)$$

$$IN_{i,t,k} = IN_{i,t+1,k} \quad i \in \{1, \dots, n\} \quad t \in \{1, \dots, m-1\} \quad k \in \{1, \dots, M_j\} \quad (4)$$

$$M_t = M_{t+1} \quad (5)$$

式(4)表示工件 i 在具有关联工序约束的工序 $oper_t$ 加工，则下一道关联工序 $oper_{t+1}$ 必须在关联工序约束指定的工位加工，即与上一道工序 $oper_t$ 加工工位 $W_{t,k}$ 相对应的工位 $W_{t+1,k}$ 。式(5)表示由于受到上下道工序这种衔接关系的约束，在柔性流水车间中局部形成“线”的形式，所以上下道工序的并行机数量要相等，这里需要说明的是如果形成固定的“线”关系，几个工序就形成局部流水线，但是在当前制造企业中这种关系并不是完全固定下来的，所以还不能简单理解成柔性流水车间中有一个生产阶段的工序段是流水线。

1.3 建立设备利用率优化目标

$$f_{MR} = \frac{\sum_{j=1}^m (\sum_{i=1}^n (C_{i,j} - S_{i,j}))}{\sum_{j=1}^m ((\max\{C_{i,j}\} - \min\{S_{i,j}\}) \cdot M_j)} \quad (6)$$

式中： f_{MR} 表示柔性流水车间中所有工位的总设备利用率，是工位有效工作时间与工位提供时间之比。有效工作时间是分配到所有加工工位上的工件加工时间之和，工位提供时间本文设定为每个工序并行工位中第一个工件的开始工作时间和最后一个工件的完工时间之间的时间段之和，也可以采用工位的生产加工时间窗^[11]来表示工位提供时间。在实际工程应用中，工位提供时间一般设定为一个固定的时间段。

2 算法分析

PSO 算法通过群体中微粒间的合作和竞争产生群体智能指导优化搜索^[12]；DE 算法具有效率高、收敛速度快和鲁棒性好的特点^[12]。PSO 算法与 DE 算法都是典型的群体智能算法，在寻优过程中都易落入局部极值，从而导致进化停滞^[13-15]。通过两种算法之间的信息交流，减小粒子陷入局部最优的机率，引导陷入局部最优的粒子跃出局部极值陷阱，增强全局寻优的能力，从而获得更高的设备利用率。对于 PSO 与 DE 算法的混合优化算法——PSODE 算法，是在进化过程中 DE 算法与 PSO 算法对同一种群采取交替运算的方式进行处理^[16]。

第一步：首先进行 PSODE 算法的初始化，构造的初始种群，随机产生 NP 个初始个体，并设置最大训练代数 G_{max} 、最小误差 Err 、停止变化代数 G_{stop} 和极小化变化量 CH_{min} ；PSO 算法执行前要配置惯性因子 w ($w \in [0, 1]$) 和加速度常数 c_1, c_2 ($c_1, c_2 \in [1, 4]$)，DE 算法执行前要配置变异算子 F ($F \in [0, 2]$) 和交叉因子 CR ($CR \in [0, 1]$)。令进化代数临时变量 $K = 0$ 。

第二步：将 K 值与最大训练代数 G_{max} 比较来判断是否达到最大训练代数，如达到最大训练代数，

就退出优化过程。

第三步: 如未达到最大训练代数, 就运用 PSO 算法, 更新粒子群(种群)中全部粒子的速度和位置信息, 通过适应度函数筛选处于新状态的粒子(个体)是否进行下一代优化过程, 同时找出最优粒子(个体)。

第四步: 运用 DE 算法对 PSO 算法优化过的种群进行基于差分操作的交叉和变异过程, 再运用适应度函数筛选高维向量(个体)是否可以进入下一代优化过程, 并找出最优个体。

第五步: 判断进化过程是否停止, 首先判断最优个体适应度值与已知最优值的差是否小于最小误差, 如果小于, 则停止进化, 说明找到了最优个体。再判断最优个体的适应度值经过 G_{stop} 代变化量小于设置极小化变化量 CH_{min} , 如果小于, 也要停止进化过程。通过了上述两个判断, 如果未满足停

止进化条件, 就将进化代数临时变量 $K+1$, 然后返回到第二步继续优化。

通过两个算法间的信息交流机制, 使寻优信息能够在两个算法中相互交流, 即 PSO 群体中的粒子不仅根据自身的优化信息确定位置, 还会根据 DE 算法优化个体信息调整进化方向, 减少进入局部最优点的概率。

3 仿真分析

3.1 构建仿真数据

通过工件总数 $n=8$ 、工序总数 $m=4$ 的柔性流水车间排产仿真数据, 来研究 PSODE 算法解决具有关联工序约束的柔性流水车间设备利用率问题的有效性。4 个工序的最大工位数是 $\{3, 2, 2, 3\}$, 其中工序 2 和工序 3 具有关联工序约束。表 1 是加工时间信息表, 每个工件在 4 个工序的并行工

表 1 加工时间表

工序	工位	工件							
		工件 1	工件 2	工件 3	工件 4	工件 5	工件 6	工件 7	工件 8
工序 1	工位 1	20	25	35	22	35	35	30	30
工序 1	工位 2	25	15	20	25	40	30	25	28
工序 1	工位 3	30	20	30	18	30	40	24	32
工序 2	工位 1	15	20	15	15	18	33	18	25
工序 2	工位 2	20	18	20	18	28	24	24	22
工序 3	工位 1	18	16	20	24	22	28	25	31
工序 3	工位 2	16	20	25	32	25	32	20	28
工序 4	工位 1	35	22	35	35	30	32	38	28
工序 4	工位 2	30	24	40	24	32	36	34	30
工序 4	工位 3	32	20	45	26	28	28	42	20

位生产时间是 $[15, 45]$ 范围内的随机数。

3.2 适应度函数的选取

由于研究的是柔性车间设备利用率排产优化问题, 所以将设备利用率作为适应度函数, 设备利用率的优化趋势是向着最大值进行优化, DE 算法、PSO 算法和 PSODE 算法采用相同的适应度函数作为优化目标。

3.3 局部指派

采用 DE 算法、PSO 算法和 PSODE 算法优化工件上线序来进行全局优化, 局部优化过程通过先进先出(FIFO)规则对工件分配到工位的过程进行控制, 但是在具有关联工序约束的工序, 用关联工序约束来控制工件的流动, 进而控制在上道工序完工的工件选择进入下道工序的工位, 如果在缓冲区中根据关联工序约束指派的工件数量大于 1, 则依旧采用先进先出(FIFO)规则选择工件进入下道工序。由于在局部指派的过程中, 依旧采用 FIFO 规则, 所以即使在关联工序约束下生产过程具有标准

的刚性流水线的特征, 但该生产车间仍是柔性流水车间。

3.4 研究方案和参数设置

构造 3 组调度方案说明 PSODE 混合算法解决柔性流水车间设备利用率优化问题的有效性和关联工序约束的影响。方案 1 是采用 PSO 算法的柔性流水车间设备利用率排产优化方案; 方案 2 是采用 DE 算法的柔性流水车间设备利用率排产优化方案; 方案 3 是采用 PSODE 算法的柔性流水车间设备利用率排产优化方案。选取式(6)作为 PSO 算法、DE 算法、PSODE 算法的适应度函数, 即以总设备利用率 f_{MR} 作为 3 组方案的全局调度优化目标和适应度函数, 并增加总工位等待时间 C_{ww}^s 作为对仿真结果进一步分析的依据。因为优化设备利用率向着 100% 优化, 即最优解的最大取值是 1, 优化区间的值域范围小, 通过初始种群的最优个体, 可以获得设备利用率的初始值, 建立总设备利用率变化幅度 f_{MR} 优化评价指标, 能更好体现优化结果。实例

的初始种群中最优个体总设备利用率 $f_{MR} = 0.804$ 。

$$C_{WW}^s = \sum_{j=1}^m [(\max\{C_{i,j}\} - \min\{S_{i,j}\}) \cdot M_j - \sum_{i=1}^n (T_{i,j})] \quad (7)$$

式中: 总工位等待时间 C_{WW}^s 是加工工位从第一个工件的开始加工时间 $\min\{S_{i,j}\}$ 到加工完最后一个工件的完工时间 $\max\{C_{i,j}\}$ 之间等待工件加工的时间之和, 是加工工位损失的有效加工时间, 反映有效

加工时间损失程度, 该评价指标值越小, 则设备利用率越高。

设置初始种群规模 $NP = 30$, 最大训练代数 $G_{max} = 500$, PSO 算法的惯性因子 $w = 0.35$, 加速度常数 $c_1 = 0.729$, $c_2 = 2.187$, DE 算法的变异算子 $F = 0.5$, 交叉因子 $CR = 0.7$ 。

3.5 仿真结果分析

仿真程序采用 Visual Studio. Net 2010 软件开发, 运用 WPF 技术设计。将 20 次仿真运算的统计结果放入到表 2 中。

表 2 3 组调度方案结果对照表

调度方案	C_{WW}^s			f_{MR}			f_{MR}^{\prime}			平均计算时间/s
	最好解	最差解	平均解	最好解	最差解	平均解	最好解	最差解	平均解	
方案 1	13	24	14.83	0.909	0.895	0.906	0.186	0.091	0.102	25.85
方案 2	11	21	12.66	0.929	0.916	0.925	0.125	0.112	0.121	31.60
方案 3	5	10	5.83	0.934	0.922	0.932	0.130	0.118	0.128	67.79

从表 2 的评价指标可以看出 3 组方案都获得了较好的优化结果, 其中采用 PSODE 算法的方案 3 的总工位等待时间 C_{WW}^s 最小, 总设备利用率 f_{MR} 和总设备利用率变化幅度 f_{MR}^{\prime} 的值比方案 1 和方案 2 的优化结果更大, 方案 3 的总设备利用率变化幅度的均值 f_{MR}^{\prime} 比方案 1 提高 25%, 比方案 2 提高 6.8%, 但是由于程序运算工作量增大, 因此也增加

了运行时间成本。

图 2 所示为方案 3 的调度结果 Gantt 图, 横坐标是时间轴, 纵坐标是每个工序的工位, 工件用 J_i , j 表示, 其中 i 表示工件编号, j 表示工序编号, 工件 $J_{6,2}$ 表示在工序 2 加工时的工件 6。图 2 体现出

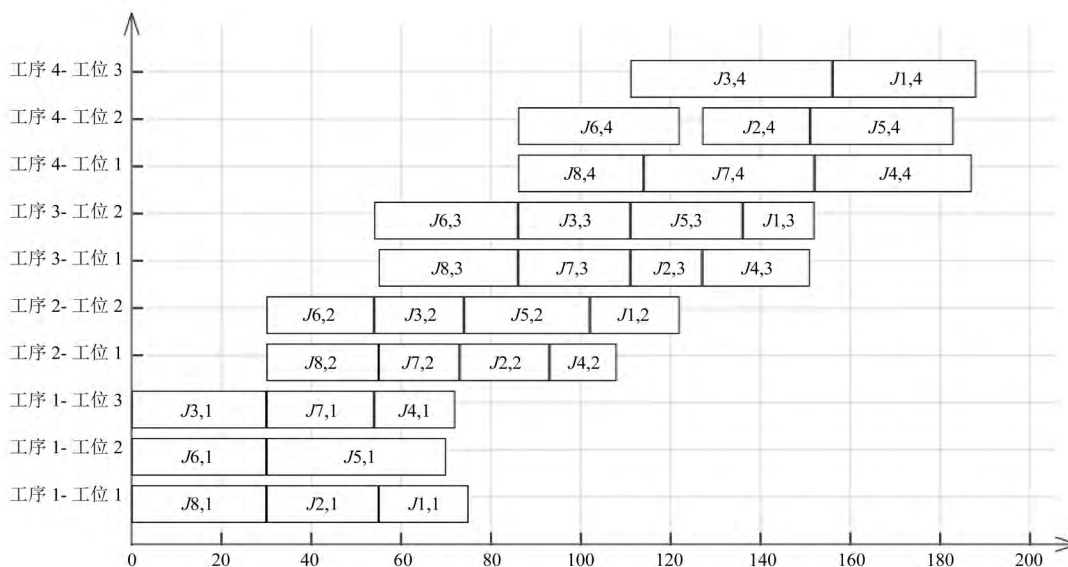


图 2 方案 3 调度结果 Gantt 图

关联工序约束的结果, 从 $J_{6,2}$ 与 $J_{6,3}$ 在图中关系得出工件 6 在工序 $oper_2$ 的工位 $W_{2,2}$ 上加工, 在工序 $oper_3$ 的工位 $W_{3,2}$ 上加工。

从图 3 中可以看出, 随着训练代数的增加, 3 组方案的适应度值都在增加, 3 组方案在 100 代以内适应度值都快速增加, 从 100 代开始适应度值增

加速度放慢, 到 200 代进化开始停滞。在图 3 中, 采用 DE 算法的方案 2 在 180 代以后适应度值停止增大, 说明 DE 算法失去种群的多样性, 落入一个局部极值中。采用 PSO 算法的方案 1 从初代到 206 代持续下降, 但在 206 代后也进入停滞状态, PSO 算法的解也落入局部极值, 而采用 PSODE 算

法的方案3从初代带到199代持续保持进化趋势,并获得更好的全局最优解。排除 PSO 算法和 DE 算法参数设置和进化随机性的影响,两种算法的混合算法通过在优化过程中相互传递的优化信息,增强了算法跳出局部最优值的能力,PSO 算法的粒子不仅在自身优化过程中累计进化优势,还会获取 DE 算法进化过程中累计的优化信息,增强逃离局部极值能力,改善了解的质量。

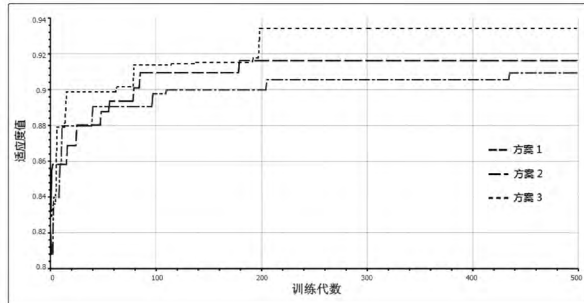


图3 方案1 2 3 适应度值和与训练代数关系图

4 结束语

本文采用群体进化算法解决以总设备利用率作为优化目标,并具有关联工序约束的柔性流水车间排产优化问题,分别采用 DE 算法、PSO 算法与 PSODE 算法进行对比研究,通过仿真分析,PSODE 算法在柔性流水车间的全局优化过程中能够获取更高设备利用率。PSODE 算法全局优化方法与局部关联工序约束配合下能够获得良好排产优化结果,数值测试与仿真证明该方法能够有效地解决这类排产优化问题。

参考文献:

- [1] 韩忠华,朱一行,史海波. 柔性流水车间排产问题的一种协同进化 CGA 求解方法[J]. 智能系统学报,2015,10(4): 562-568.
- [2] ENNS S T. Lead time selection and the behaviour of work flow in job shops[J]. European Journal of Operational Research, 1998, 109(1): 122-136.

- [3] 李峥峰,喻道远,杨曙年,等. 基于工序约束并行机模型的冲压线调度[J]. 计算机集成制造系统,2009,15(12): 2432-2438.
- [4] 沈益民,范玉顺. 带有跨工序约束的柔性 job shop 调度问题[J]. 计算机应用研究,2008,25(7): 2023-2026.
- [5] 靳金涛,聂兰顺,战德臣,等. 基于人工蜂群的空间资源受限项目调度算法[J]. 计算机集成制造系统,2014,20(5): 1088-1098.
- [6] 高立青,王延章,徐喜荣. 基于最短时间碎片的在线生产调度算法研究[J]. 系统工程理论与实践,2015,35(12): 3074-3082.
- [7] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization [C]// Proceedings of IEEE Conference on Neural Network. Piscataway, N. J., USA: IEEE Press, 1995: 1942-1948.
- [8] 辛斌,陈杰. 粒子群优化与差分进化混合算法的综述与分类[J]. 系统科学与数学,2011,31(9): 1130-1150.
- [9] 易文周,张超英,王强,等. 基于改进 PSO 和 DE 的混合算法[J]. 计算机工程,2010,36(10): 233-235.
- [10] 王长涛,刘春光,胡东平,等. 混合流水车间等待时间优化研究[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版),2012,28(2): 368-374.
- [11] 韩忠华,董晓婷. 可重入混合流水车间负荷平衡排产优化问题研究[J]. 高技术通讯,2015,25(1): 70-81.
- [12] STORN R, PRICE K. Differential evolution - a simple and efficient heuristic strategy for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4): 341-359.
- [13] TASGETIREN M F, LIANG Y C, SEVKLI M, et al. Particle swarm optimization and differential evolution for the single machine total weighted tardiness problem[J]. International Journal of Production Research, 2006, 44(22): 4737-4754.
- [14] CHUNG T S, LAU T W. Hybrid PSO and DE approach for dynamic economic dispatch with non-smooth cost functions[J]. International Journal of Modelling, Identification and Control, 2009, 8(4): 317-326.
- [15] 辛斌. 粒子群优化与差分进化混合算法的综述与分类[J]. 系统科学与数学,2011,31(9): 1130-1150.
- [16] 栾丽君,谭立静,牛奔. 一种基于粒子群优化算法和差分进化算法的新型混合全局优化算法[J]. 信息与控制,2007,36(6): 708-714.
- [17] 张其亮,陈永生. 基于混合粒子群-NEH 算法求解无等待柔性流水车间调度问题[J]. 系统工程理论与实践,2014,34(11): 802-809.

Research of scheduling optimization based on flexible flow shop equipment utilization

SUN Xueyong¹, LI Guanghua¹, GUO Daquan²

(1. Yingkou Cigarette Factory of Hongta Liaoning

Tobacco Industry Limited Ltd., Co., Liaoning Yingkou, 115002, China)

(2. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Liaoning Shenyang, 110016, China)

Abstract: It presents a PSODE (Particle Swarm Optimization and Differential Evolution) hybrid algorithm to solve the optimization problem which against the flexible flow shop equipment utilization with constraint information of work steps. It uses colony optimization algorithm to global optimization process uses, and applies the constraint information of forward-back related procedures to control the distribution of works in local optimization process. Taking the parallel stations total equipment utilization as the fitness functions, it establishes the flexible flow shop production scheduling model to determine the machining path of productions, processing sequence and start-completion time. Comparing and analyzing multiple sets of program numerical results, it verifies that PSODE algorithm is effective in resolving optimization problem of flexible flow shop equipment utilization.

Key words: scheduling of flexible flow shop; equipment utilization; information of related procedures; PSODE