

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201503045
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20150720.0910.001.html>

柔性流水车间排产问题的一种协同进化 CGA 求解方法

韩忠华^{1,2,3}, 朱一行¹, 史海波^{2,3}, 林硕¹, 董晓婷¹

(1. 沈阳建筑大学 信息与控制工程学院, 辽宁 沈阳 110168; 2. 中国科学院 沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016; 3. 中国科学院 网络化控制系统重点实验室, 辽宁 沈阳 110016)

摘 要:为了解决柔性流水车间排产优化问题(flexible flow shop scheduling problem, FFSP),设计了一种动态协同进化紧致遗传算法(dynamic co-evolution compact genetic algorithm, DCCGA)作为全局优化算法。DCCGA 算法基于 FFSP 特点,构建了描述问题解空间分布的概率模型,并对标准紧致遗传算法(compact genetic algorithm, CGA)的进化机制以及个体选择方式进行了改进。在其进化过程中,2 个概率模型结合最优个体继承策略协同进化,并以一定的频率进行种群基因分布信息的交流,提高了算法进化过程中的种群基因信息多样性,增强了优良进化趋势的稳定性以及算法持续进化的能力。设计实验对 DCCGA 算法中新引入的重要参数进行了分析和探讨,确定了最佳参数值。最后,采用不同规模的 FFSP 实例对 DCCGA 算法进行测试,与已有算法进行对比分析,验证了 DCCGA 算法对于解决 FFSP 的有效性。

关键词:双概率模型;动态协同进化;最优个体继承策略;紧致遗传算法;柔性流水车间

中图分类号:TH186 **文献标志码:**A **文章编号:**1673-4785(2015)04-0562-07

中文引用格式:韩忠华,朱一行,史海波,等.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.

英文引用格式:HAN Zhonghua, ZHU Yihang, SHI Haibo, et al .A co-evolution CGA solution for the flexible flow shop scheduling problem[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(4): 562-568.

A co-evolution CGA solution for the flexible flow shop scheduling problem

HAN Zhonghua^{1,2,3}, ZHU Yihang¹, SHI Haibo^{2,3}, LIN Shuo¹, DONG Xiaoting¹

(1. Faculty of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China; 2. Shenyang Institute of Automation, CAS, Shenyang 110016, China; 3. Key Laboratory of Networked Control System, CAS, Shenyang 110016, China)

Abstract:In order to solve the flexible flow shop scheduling problem (FFSP), a dynamic co-evolution compact genetic algorithm (DCCGA) is designed as the global optimization algorithm. In DCCGA, a probabilistic model is constructed to describe the distribution of solutions of the problem, and two modifications are incorporated in the standard compact genetic algorithm (CGA) for improving the evolutionary mechanism and individual selection method. DCCGA's evolutionary process is led by two probabilistic models, which contains the optimal individual inheritance strategy, and communicates with each other at a certain frequency with the population genetic information. Hence, the diversity of the population genetic information is improved during the process, and also the stability of good evolutionary trend and the capacity of continuous evolution are greatly strengthened at the same time. Moreover, the suitable parameter value is suggested based on relative experiments. And, DCCGA is measured by the benchmark problems with comparison of several effective algorithms. The results show that DCCGA is feasible for solving FFSP.

Keywords:bi-probabilistic models; dynamic co-evolution; optimal individual inheritance strategy; compact genetic algorithm; flexible flow shop

车间排产优化问题 (flexible flow shop scheduling problem, FFSP)。FFSP 通常可描述为: n 个工件需要进行 2 道或 2 道以上工序的加工,每道工序中至少存在一台相同并行机,至少有一道工序中存在 2 台或 2 台以上相同并行机,已知各个工件在各道工序中的加工时间,根据优化目标求解最优排产方案^[1]。FFSP 同时囊括了经典 Flow-shop^[2]的多工序特点以及 Parallel shop 的多并行机特点,较二阶段的流水车间排产问题更为复杂,属于一类 NP-hard 问题^[3]。FFSP 于 1989 年被 Sriskandarajah^[4]首次提出,由于其重要的应用价值和学术意义,该问题的研究引起了学者们极大的兴趣,Orhan Engin 对遗传算法 (genetic algorithm, GA) 的变异操作进行了改进,用于解决 FFSP,其实验结果表明所提的方法在一定程度上提高了 GA 算法解决 FFSP 的效率^[5];M.R. Singh 针对 FFSP,以最小化 makespan 为优化目标,提出一种改进的粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)^[6];Y. Xu 结合所设计的排产规则,提出一个基于改进的免疫算法 (immune algorithm) 的 FFSP 解决方法^[7];王圣尧将分布估计算法 (estimation of distribution algorithm, EDA) 引入到排产调度领域中,用于优化 FFSP 的 makespan 最小化问题^[8]等。从已有 FFSP 研究文献看,目前 FFSP 的解决方法主要为群体进化算法,同时一些基于概率统计学思想的新型算法,如 EDA 算法等也开始逐渐引起人们的关注。

紧致遗传算法 (compact genetic algorithm, CGA) 属于一种变量无关的分布估计算法^[9],于 1998 年被美国 UIUC 大学 Harik 教授首次提出^[10]。CGA 算法的进化过程较为简单,首先根据概率模型生成 2 个个体,再从中择优作为依据引导概率模型更新,依次迭代。因此,该算法计算量小,优化速度非常快。但是同时作为一种分布估计算法,CGA 算法在进化过程中依然存在着种群基因信息多样性缺失的问题,其进化往往以早熟收敛结束^[11-12]。目前 CGA 算法的应用主要集中在硬件处理、控制等领域^[13-15],在排产优化领域的应用还相对较少^[16]。

本文针对 FFSP 多任务、多工序、多并行机的特点及 CGA 算法易早熟收敛的局限性,对 CGA 算法的进化过程进行改进,以最小化 makespan 为优化指标,提出了基于动态协同进化紧致遗传算法 (dynamic co-evolution compact genetic algorithm, DC-CGA) 的 FFSP 解决方案。

1 问题描述

问题描述所涉及的主要参数为: n 表示工件的总数量, J_i 表示工件 i 的编号 $i \in \{1,2,\dots,n\}$, m 表示加工的工序总数, O_j 表示第 j 道工序, $j \in \{1,2,\dots,m\}$, M_j 表示第 j 道工序的并行机数, $S_{i,j}$ 为工件 J_i 在 O_j 中的加工起始时间, $T_{i,j}$ 为工件 J_i 在 O_j 中的加工所需时间, $C_{i,j}$ 为工件 J_i 在 O_j 中的加工完成时间, C_{\max} 为最大完成时间。

结合以上参数,本文研究的柔性流水车间排产优化问题 (flexible flow shop scheduling problem, FF-SP) 可描述为: n 个工件需要进行 m 道工序的加工,第 j 道工序中并行机数为 M_j ,且至少存在一道工序中 $M_j \geq 2$,同一工序中同一工件在任意并行机上的加工时间相同,所有工件依据加工流程依次经过各加工工序,已知各个工件在各道工序中的加工所需时间,通过优化算法获取相对于优化目标最优的排产结果,包括工位分配、加工顺序以及在其加工流程上每个工序的开工时间、完工时间。

1.1 基本假设与约束

式(1)、(2)为以最大完工时间作为评价指标:

$$\min C_{\max} \tag{1}$$

$$C_{\max} = \max(C_{1,m}, C_{2,m}, \dots, C_{n,m}) \tag{2}$$

式(3)表示同一道工序中工件的完工时间和开始加工时间的关系:

$$C_{i,j} = S_{i,j} + T_{i,j} \quad i \in \{1,2,\dots,n\}, j \in \{1,2,\dots,m\} \tag{3}$$

式(4)表示同一工件在相邻工序间加工的先后制约关系:

$$C_{i,j-1} \leq S_{i,j} \quad i \in \{1,2,\dots,n\}, j \in \{1,2,\dots,m\} \tag{4}$$

FFSP 研究的假设条件 各工件在各道工序可选择任意并行机进行加工,一台并行机同一时刻只能对应加工一个工件,一个工件同一时刻只能在一台并行机上加工,工件的加工过程不可中断,工序间的缓冲区为无限缓冲区。

2 动态协同进化紧致遗传算法

在标准紧致遗传算法 (CGA) 每代进化过程中 (如图 1 所示),首先根据概率模型生成 2 个新个体,再从中择优作为依据更新概率模型。该过程中存在 2 个问题,1) 由于 CGA 算法每代用于引导概率模型更新的个体单一,种群基因信息在经过几代进化后,会迅速失去多样性,导致算法早熟收敛;2) 由于 CGA 算法基于概率模型的个体生产方式存在较

大的随机性,每代生成的较优个体(用于更新概率模型的个体)的优良性难以得到保证,进而导致算法进化趋势不稳定。

针对以上缺点,在 CGA 算法的基础上加入以下 2 处改进,提出了动态协同进化紧致遗传算法(DC-CGA):

1) 双概率模型协同进化的进化机制。由于概率模型中包含的信息为种群基因的分布情况以及进化的趋势。2 个概率模型分别基于相同的步骤协同进化,并以一定频率进行相互之间的信息交流,一方面增加了种群基因信息的多样性,防止算法陷入局部极值,同时能促进较优进化趋势的收敛,提升算法的优化速度。

2) 最优个体继承策略。由于 CGA 算法每代生成的新个体的质量波动大,作为概率模型更新依据的个体的质量通常难以得到保障。DCCGA 算法中引入了最优个体继承策略,每代将当代产生的较优个体与历代进化得到的最优个体进行比较,选择其中较好的个体用于更新概率模型。该策略保证了用于引导概率模型更新的个体的优良性。

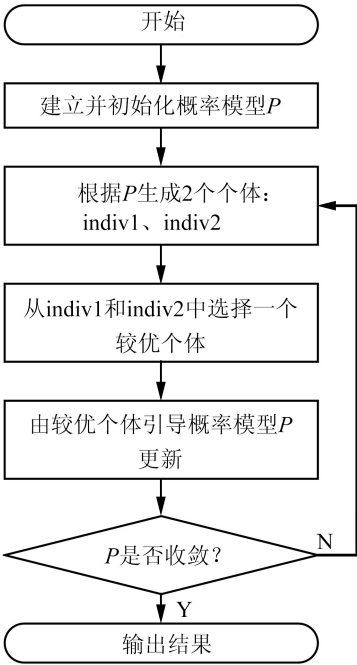


图 1 CGA 流程图
Fig.1 The flowchart of CGA

2.1 DCCGA 算法流程

DCCGA 算法优化流程描述如下:
1) 建立概率模型。概率模型包含当前种群基因的分布信息及其进化趋势,体现紧致遗传算法的核心思想。基于本文的个体编码方式,建立 3 个 $n \times n$ 的矩阵分别为概率模型 $P1$ 、 $P2$ 及缓冲概率模型

P 。各概率模型中, $1 \sim n$ 行分别对应工件 $J_1 \sim J_n$; $1 \sim n$ 列分别对应个体的 $1 \sim n$ 位基因。概率模型中的元素,如 $P_{i,s}$ (或 $P1_{i,s}$ 或 $P2_{i,s}$) 表示工件 J_i 在个体的第 s 位基因上出现的概率。

2) 初始化缓冲模型 P 。根据信息论,初始状态遵守最大熵原则所提供解的搜索范围最大,且概率模型中 $\forall (s), \sum_{i=1}^n P_{i,s} = 1$,最大熵原则完全适应于该概率模型,因此初始化概率模型为各个位置上各工件出现的概率相等,即 $\forall (i,s) P_{i,s} = 1/n$ 。

$P1$ 、 $P2$ 双概率模型协同进化过程中, $P1$ 、 $P2$ 各自独立引导的进化步骤完全相同,步骤 3) ~ 6) 中以概率模型 $P1$ 为例对该过程进行描述。

3) 概率模型 $P1$ 从缓冲概率模型 P 获得矩阵值,同时初始化进化代数 $L=0$ 。

4) 生成 2 个新个体 $I1$ 、 $I2$, 各个个体生成过程为: 个体的第 $1 \sim n$ 位基因依次采用轮盘赌的方式选择工件, 工件 J_i 在第 s 位基因上出现的概率为 $P1_{i,s}$, 一旦某个工件在某基因上被选中, 该工件在该位置以后任意位置上出现的概率清零, 未被选择的工件继续参与选择, 直到所有工件完成选择, 新个体产生。将个体 $I1$ 、 $I2$ 解码, 选择较小最大完工时间对应的个体记为 $BetterI$ 。

5) 将 $BetterI$ 的最大完工时间与历代进化所得最优个体 $BestI$ 的最大完工时间进行对比, 选择较小最大完工时间对应的个体更新 $BestI$ (初始 $BestI$ 对应的最大完工时间为无穷大, 该步骤为所设计的最优个体继承策略)。

6) 由 $BestI$ 引导概率模型 $P1$ 更新, 使得 $P1$ 朝着 $BestI$ 的方向进化, 具体更新过程如 2.3 节所述, 同时, 进化代数 $L=L+1$ 。

7) 判断概率模型 $P1$ 是否收敛, 即任意 $P1_{i,s}$ 均为 1 或者均为 0, 如果满足条件, 执行 10); 否则执行步骤 8)。

8) 判断是否符合交流条件, 即 L 大于等于交流频率 $Loop$, 若满足条件, 执行 9); 如果不满足则返回步骤 4)。

9) 概率模型 $P1$ 、 $P2$ 开始进行交流, 交流过程具体操作如 2.4 节所述, 交流结束后返回 3)。

10) 判断概率模型 $P1$ 、 $P2$ 是否满足同时收敛, 即任意 $P1_{i,s}$ 、 $P2_{i,s}$ 均为 1 或 0, 若是, 执行 11), 否则返回 9)。

11) 输出最优个体, 算法结束。

2.2 编码和解码

基于工件排列对个体进行编码, 个体长度为 n ; 即 $I=(I_1, I_2, \dots, I_s, \dots, I_n)$, I_s 为个体的第 s 位基因上

所记录的工件 J_i 。

个体的解码分为 2 个阶段,在首道工序中,根据个体包含的信息(即工件首道工序的加工顺序)将工件依次进行分配,并基于最先空闲机器(first available machine first, FAMF)原则为工件安排工位进行加工。在第 2 道及其后续工序则按先入先出(first in first out, FIFO)原则安排工件进行加工。

2.3 概率模型更新方式

以概率模型 $P1$ 引导的进化过程为例,概率模型的更新操作阐述如下:由最优个体 $BestI$ 引导概率模型 $P1$ 进行更新,使得概率模型朝着最优个体 $BestI$ 的方向发展。更新操作由 $P1$ 的第 $1 \sim n$ 列依次进行,式(5)为第 s 列的更新操作。

$$P1_{i,s}^{L+1} = \begin{cases} P1_{i,s}^L + St, & BestI_s = i \\ P1_{i,s}^L - St/(n-1), & BestI_s \neq i \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中 L 为进化代数; $St \in (0,1)$ 为学习参数,通常取 $St = \frac{1}{2K}$,学习系数 K 为正整数; $BeatI_s$ 为 $BeatI$ 第 s 位基因上的工件;式(5)表明当 $BeatI_s$ 为工件 J_i 时,概率模型 $P1$ 的第 s 列中, $P1_{i,s}$ 加上学习系数 St ,其他元素均减去 $St/(n-1)$ 。

越界处理 若出现 $P1_{i,s} > 1$,则取 $P1_{i,s} = 1$; $P1_{i,s} < 0$,则取 $P1_{i,s} = 0$ 。

2.4 双概率模型信息交流过程

双概率模型信息交流过程为 DCCGA 算法的重要环节,概率模型 $P1$ 、 $P2$ 每进化 Loop 代,进行一次交流,交流结果记录在缓冲概率模型 P 中。每次交流由 2 个概率模型相应的第 $1 \sim n$ 列依次进行,以其中第 s 列为例,交流过程阐述如下:

首先分别获取 $P1$ 、 $P2$ 第 s 列中的最大值,即个体第 s 位基因上出现概率最大的工件的概率值分别记为 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 。

1) 当 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 对应同一个工件时,根据式(6)和(7)进行操作:

$$MaxP = \max(MaxP1, MaxP2) \quad (6)$$

$$P_{i,s} = \begin{cases} MaxP, & i = MaxNum \\ (1 - MaxP)/(n-1), & \text{否则} \end{cases} \quad (7)$$

式(6)中 $MaxP$ 为 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 中最大值,式(7)中 $MaxNum$ 为 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 共同对应的工件编号; $P_{i,s}$ 为缓冲概率模型 P 中 i 行 s 列的元素的值。式(7)表明当 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 对应为同一工件时,缓冲概率模型 P 的第 s 列中, $P_{MaxNum,s} = MaxP$,即 J_{MaxNum} 在第 s 位基因上出现概率取 $MaxP$,其余第 s 列中的元素均设为 $(1-MaxP)/(n-1)$ 。

2) 当 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 对应不同工件时,分以下 2

种情况:(a)、当 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 之和大于 1 时根据式(8)、(10)操作。(b)、当 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 之和不大于 1 时根据式(9)和(10)操作。

$$P_{i,s} = \begin{cases} MaxP1 - Exceed/2, & i = MaxNum1 \\ MaxP2 - Exceed/2, & i = MaxNum2 \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (8)$$

$$P_{i,s} = \begin{cases} MaxP1, & i = MaxNum1 \\ MaxP2, & i = MaxNum2 \\ Exceed/(n-2), & \text{否则} \end{cases} \quad (9)$$

$$Exceed = |1 - MaxP1 - MaxP2| \quad (10)$$

式(8)、(10)中 $MaxNum1$ 、 $MaxNum2$ 分别为 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 对应的工件编号; $Exceed$ 为 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 之和与 1 的差的绝对值,式(8)表明,当 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 之和大于 1 时,调整 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 后,分别为 $P_{MaxNum1,s}$ 、 $P_{MaxNum2,s}$ 赋值,其余第 s 列中的元素全设为 0;式(9)表明,当 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 之和小于 1 时,直接将 $MaxP1$ 、 $MaxP2$ 分别赋值给 $P_{MaxNum1,s}$ 、 $P_{MaxNum2,s}$,其余第 s 列中的元素则全赋值为 $Exceed/(n-2)$ 。

3 仿真实验

动态协同进化紧致遗传算法(DCCGA)基于 MATLAB2012b 实现,运行于 Window7 操作系统,处理器为 Core i5,CPU2.40 Hz,内存为 4 GB 的 PC 机。

3.1 算法参数设置

参数的设置对于一个算法的性能有着至关重要的意义。交流频率 Loop、学习系数 K 是 DCCGA 算法中 2 个新引入的参数,通过设计实验,测试两者取值变化对 DCCGA 算法寻优性能以及收敛速度的影响,进而确定最佳参数值。参数 Loop, K 分别取 4 种水平,如表 1 所示。DCCGA 算法在每组参数下运行 20 次,取最大完工时间 C_{max} 平均值 $C_{max} \text{ AVG}$ 以及进化代数平均值 LAVG 作为评价指标, $C_{max} \text{ AVG}$ 越大表明算法的平均优化性能越高,LAVG 越小则表明算法的平均优化速度越快。采用规模为 15 个工件 5 道工序的标准实例来进行实验,实验结果如表 2 所示,各参数不同水平的平均结果如表 3。根据表 3,各参数对 DCCGA 算法性能影响的趋势如图 3。

表 1 参数水平

Table 1 The levels of each parameters				
参数	水 平			
	1	2	3	4
K	4	5	6	7
Loop	5	10	15	20

表 2 参数测试实验结果
Table 2 The results of parameters test

参数组合	水平		$C_{\max} \text{AVG}$	LAVG
	K	Loop		
1	4	9	142.333	43.400
2	4	12	141.200	21.267
3	4	15	140.133	18.200
4	4	18	140.200	15.333
5	5	9	141.938	135.688
6	5	12	140.200	30.000
7	5	15	139.267	24.930
8	5	18	139.800	19.467
9	6	9	142.200	132.600
10	6	12	139.267	37.533
11	6	15	139.167	31.333
12	6	18	140.800	32.000
13	7	9	141.330	200.867
14	7	12	139.467	59.933
15	7	15	139.333	39.667
16	7	18	139.533	33.333

表 3 各参数各水平对应的均值
Table 3 The average responses of each parameters

水平	K		Loop	
	$C_{\max} \text{AVG}$	LAVG	$C_{\max} \text{AVG}$	LAVG
1	140.966	24.550	141.950	128.139
2	140.301	52.521	140.034	37.183
3	140.358	58.367	139.475	28.533
4	139.916	83.205	140.083	25.033
极差	1.050	58.900	2.475	103.106
Rank	1	1	1	1

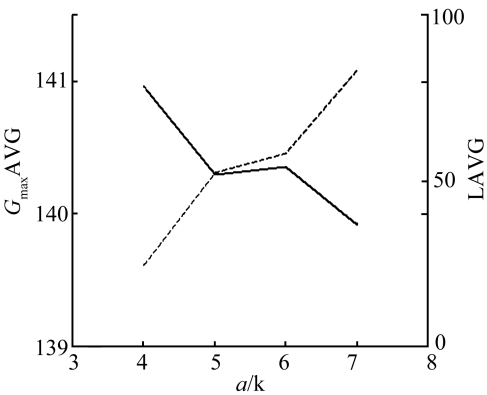


图 2 各参数对 DCCGA 算法性能影响的水平趋势
Fig.2 The trends of each parameters

如图 2(a) 所示, 参数 K 取值从 4~5 变化的过程中, 平均最大完工时间 $C_{\max} \text{AVG}$ 的下降幅度与平均进化代数 LAVG 的上升幅度都较大, 从 5~7 变化的阶段, $C_{\max} \text{AVG}$ 下降幅度大大减小, 而 LAVG 仍然保

持较大幅度上升, 表明随着 K 值增大, DCCGA 算法寻优性能随之提高, 然后算法的优化速度在持续下降, 当 K 取值大于 5 之后, DCCGA 算法寻优性能提高的幅度有所减小, 然而算法的优化速度依然保持高速下降。

如图 2(b) 所示, Loop 取值从 5~10 变化的过程中, 随着 Loop 值增大, $C_{\max} \text{AVG}$ 与 LAVG 均成下降趋势。从 10~15 变化阶段, $C_{\max} \text{AVG}$ 下降幅度有所减小, LAVG 开始趋于稳定, 当 Loop 取 15 时, $C_{\max} \text{AVG}$ 达到最低点。可见双概率模型之间一定频率的交流丰富了算法在进化过程中种群基因信息的多样性, 提高了算法的优化性能和优化速度, 当 Loop 取 15 时, DCCGA 的优化性能达到最大。在 Loop 取值大于 15 之后 $C_{\max} \text{AVG}$ 开始回升。

综合以上分析, 设置 K 、Loop 参数值分别为 $K=5$, Loop=15。

3.2 实例测试

采用标准数例测试动态协同进化紧致遗传算法 (DCCGA) 的优化性能。

3.2.1 小规模数据测试

采用文献[17]中所使用的国际标准测试问题对算法进行对比测试。该标准数例中均为小规模问题, 主要测试 DCCGA 算法对于小规模问题优化性能。选择遗传算法 (GA)、紧致遗传算法 (CGA) 作为对比对象。各算法在各组数据下分别运行 20 次, 选取 C_{\max} 最优值以及其与相应问题下界的偏差作为评价指标 (最大完工时间 C_{\max} 越小, 则说明算法的优化效果越好)。实验结果如表 4 所示, 表中实例编号如 j15c5a2, 表示 15 个工作件 5 道工序每道工序 3 台并行机 a 类问题 2。

表 4 基于规模问题测试结果
Table 4 The results of the tests on the small scale problems

实例编号	下界	GA		CGA		DCCGA	
		C_{\max}	偏差 / %	C_{\max}	偏差 / %	C_{\max}	偏差 / %
j15c5d2	82	102	24.4	95	15.9	87	6.1
j15c5d3	77	94	22.1	93	20.8	85	10.4
j15c5d4	61	97	59.0	93	52.5	87	42.6
j15c5d5	67	96	43.3	89	32.8	84	25.4
j15c5d6	79	90	13.9	88	11.4	85	7.6

表 4 中测试结果表明, 对于规模较小数据较为简单的几类问题, 各算法基本都能优化至相应下界, 但是对于数据稍复杂的小规模问题 j15c5d 类问题时, 各算法的优化性能表现出了较为明显的差异。DCCGA 算法对应的结果的平均偏差为 18.42%, GA 算法为 27.12%, CGA 算法为 26.7%, DCCGA 算法对应结果的平均偏差值比 GA 减小了 32.87%, 比 CGA 减小了 31.01%。以上分析得出, 对于小规模数据问

题,DCCGA 算法在寻优性能方面相对于 GA 算法和 CGA 算法有更好的表现。

3.2.2 大规模复杂数据测试

1)测试 DCCGA 算法对于大规模复杂问题的优化性能。采用实例规模为 80 个工件 4 道工序,80 个工件 8 道工序,120 个工件 4 道工序以及 120 个工件 8 道工序,共 14 组数据进行测试。选择遗传算法(GA)、紧致遗传算法(CGA)作为对比对象。各算法在各组数据下分别运行 20 次,选取 C_{max} 最优值作为评价指标。实验结果如表 5 所示。

表 5 基于大规模数据的测试结果

Table 5 The results of the tests on the large scale problems			
实例编号	GA	CGA	DCCGA
j80c4a1	1 699	1 627	1 490
j80c4a2	1 667	1 504	1 376
j80c8a1	2 301	2 012	1 826
j80c8a2	2 033	2 016	1 850
j80c8a3	2 034	1 941	1 845
j80c8a4	2 039	1 976	1 877
j120c4a1	2 688	2 289	2 176
j120c4a2	2 654	2 367	2 210
j120c4a3	2 560	2 285	2 233
j120c4a4	2 514	2 379	2 261
j120c8a1	2 826	2 725	2 564
j120c8a2	2 731	2 588	2 483
j120c8a3	2 863	2 627	2 510
j120c8a4	3 203	2 753	2 644

根据表 5 中的测试结果,分析得出,DCCGA 算法各组数据优化的结果均小于其他 2 种算法,其中 j80c4a 类问题 DCCGA 算法优化结果的平均值为 1 433,GA 算法为 1683,CGA 算法为 1 565.5。j80c8a 类问题 DCCGA 算法优化结果的平均值为 1 849.5,GA 算法为 2 101.75,CGA 算法为 1 986.25。j120c4a 类问题 DCCGA 算法优化结果的平均值为 2 220,GA 算法为 2 604,CGA 算法为 2 330。j120c8a 类问题 DCCGA 算法优化结果的平均值为 2 550.25,GA 算法为 2 905.75,CGA 算法为 2 673.25。

整体而言,DCCGA 平均优化效果比 GA 算法提高了 319.04,比 CGA 算法提高了 124.5。以上分析得出,对于大规模数据的优化问题,DCCGA 算法寻优性能好于 GA 算法与 CGA 算法。

2)基于复杂数据问题,研究 DCCGA 算法优化值与训练代数的关系,采用一组规模为 80 个工件 8 道工序的实例以及 CGA 算法作为对比对象,优化值与训练代数的关系如图 3 所示。

图 3 中,CGA 算法进化至第 2 代时,得到优化值为 1 940,随后经过 52 代进化,仅达到接近 1 900 的水平,且呈现优化停滞趋势,其每代所得的较优个体所对应的优化值上下波动较大,其进化趋势的稳定性差,最终导致其优化效果非常不佳。而 DCCGA 算法由于加入了双概率模型动态协同进化机制以及

最优个体继承策略,其整个过程中始终保持良好的进化趋势,从 3 代到 30 代,DCCGA 算法持续保持高速优化状态,其第 30 代得到的优化值已远远优于 CGA 算法的最终优化结果,随后在 40 代得到一个最优解。基于以上分析得出,本文提出的改进算法是有效的。

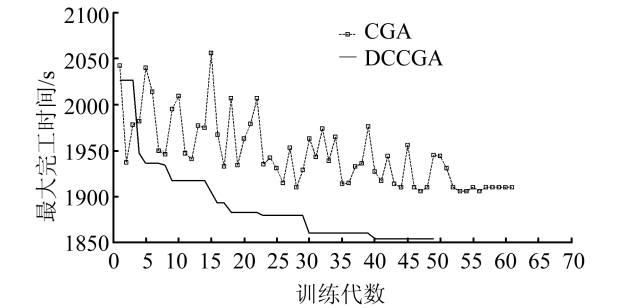


图 3 各算法的优化值和训练代数的关系图

Fig.3 The cures for training generations and optimal values of algorithms

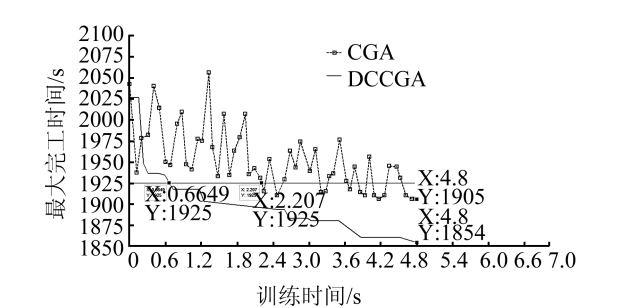


图 4 各算法优化值与训练时间的关系图

Fig.4 The cures for training time and optimal values of algorithms

3)基于复杂数据问题,测试观察算法的优化值与训练时间的关系,进一步研究 DCCGA 算法的优化速度。采用一组规模为 80 个工件 8 道工序的实例,以及 CGA 算法作为对比对象,测试结果如图 4 所示。图 4 中,优化值为 1 925 水平处,CGA 算法需要进化 2.207 s 得到该值,而 DCCGA 算法在进化 0.6649 s 时已达到该水平,且仍保持大幅度优化的趋势。分析得出,达到相同的优化值,DCCGA 算法所需的进化时间更短。在训练时间同为 4.8 s 处,CGA 算法优化值为 1 905,而 DCCGA 算法达到了 1 854。分析表明,相同的训练时间下,DCCGA 算法能达到更好的优化效果。综合以上分析,对于较大规模的优化问题,DCCGA 算法寻优性能相对 GA 算法较好,且相对于 CGA 算法,在寻优性能、稳定性以及优化速度 3 个方面均有明显的改善。

4 结束语

针对柔性流水车间排产优化问题(FFSP),提出了动态紧致遗传算法(DCCGA)。在 DCCGA 算法中,构建了描述问题解空间分布的概率模型,设计了一种双概率模型动态协同进化机制,通过 2 个概率模型以一定频率进行种群基因分布信息的交流,增

加了算法在进化过程中种群基因信息的多样性,并结合局部最优个体继承策略以巩固进化优势,保持进化活力。通过实验对 DCCGA 算法中新引入的参数进行了分析和探讨,确定了最佳参数值。

基于多组不同规模的 FFSP 实例的对比测试结果表明,DCCGA 算法在优化性能、优化速度与寻优稳定性等方面均优于 CGA 算法,能有效地解决 FF-SP 这类复杂问题。下一步工作目标是在不影响算法优化效率的前提下,通过完善协同进化机制、增加参与进化的个体数量等方式,进一步提高算法的全局搜索性能。

参考文献:

- [1] RUIZ R, VÁZQUEZ-RODRÍGUEZ J A. The hybrid flow shop scheduling problem[J]. *European Journal of Operational Research*, 2010, 205(1): 1-18.
- [2] JOHNSON S M. Optimal two-and three-stage production schedules with setup times included[J]. *Naval Research Logistics Quarterly*, 1954, 1(1): 61-68.
- [3] HOOGEVEEN J A, LENSTRA J K, VELTMAN B. Preemptive scheduling in a two-stage multiprocessor flow shop is NP-hard[J]. *European Journal of Operational Research*, 1996, 89(1): 172-175.
- [4] SRISKANDARAJAH C, SETHI S P. Scheduling algorithms for flexible flowshops: worst and average case performance[J]. *European Journal of Operational Research*, 1989, 43(2): 143-160.
- [5] ENGIN O, CERAN G, YILMAZ M K. An efficient genetic algorithm for hybrid flow shop scheduling with multiprocessor task problems[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(3): 3056-3065.
- [6] SINGH M R, MAHAPATRA S S. A swarm optimization approach for flexible flow shop scheduling with multiprocessor tasks[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2012, 62(1/2/3/4): 267-277.
- [7] XU Y, WANG L, WANG S Y, et al. An effective immune algorithm based on novel dispatching rules for the flexible flow-shop scheduling problem with multiprocessor tasks[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2013, 67(1/2/3/4): 121-135.
- [8] 王圣尧, 王凌, 许烨. 求解相同并行机混合流水线车间调度问题的分布估计算法[J]. *计算机集成制造系统*, 2013, 19(6): 1304-1312.
WANG Shengyao, WANG Ling, XU Ye. Estimation of distribution algorithm for solving hybrid flow-shop scheduling problem with identical parallel machine[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2013, 19(6): 1304-1312.
- [9] 王圣尧, 王凌, 方晨, 等. 分布估计算法研究进展[J]. *控制与决策*, 2012, 27(7): 961-966, 974.
WANG Shengyao, WANG Ling, FANG Chen, et al. Advances in estimation of distribution algorithms[J]. *Control and Decision*, 2012, 27(7): 961-966, 974.
- [10] HARIK G R, LOBO F G, GOLDBERG D E. The compact genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1999, 3(4): 287-297.
- [11] DELAOSSA L, GÁMEZ J A, MATEO J L, et al. Avoiding premature convergence in estimation of distribution algorithms[C]//*IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 2009. Trondheim: IEEE, 2009: 455-462.
- [12] LEE J Y, KIM M S, LEE J J. Compact Genetic Algorithms using belief vectors[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(4): 3385-3401.
- [13] GALLAGHER J C, VIGRAHAM S, KRAMER G. A family of compact genetic algorithms for intrinsic evolvable hardware[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2004, 8(2): 111-126.
- [14] MORENO-ARMENDÁRIZ M A, CRUZ-CORTÉS N, DUCHANOY C A, et al. Hardware implementation of the elitist compact Genetic Algorithm using Cellular Automata pseudo-random number generator[J]. *Computers & Electrical Engineering*, 2013, 39(4): 1367-1379.
- [15] NAKATA M, LANZI P L, TAKADAMA K. Simple compact genetic algorithm for XCS[C]//*2013 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. Cancun: IEEE, 2013: 1718-1723.
- [16] 刘昶, 李冬, 彭慧, 等. 求解混合流水生产线调度问题的变量相关 EDA 算法[J]. *计算机集成制造系统*, 2014:(1):15-18.
LIU Chang, LI Dong, PENG Hui, et al. An EDA algorithm with correlated variables for solving hybrid flow-shop scheduling problem[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2014:(1):15-18.
- [17] CARLIER J, NÉRON E. An exact method for solving the multi-processor flow-shop [J]. *RAIRO-Operations Research*, 2000, 34(1): 1-25.

作者简介:



韩忠华,男,1977年生,教授,博士,主要研究方向为生产与运作管理、企业自动化系统集成技术、车间排产与生产调度算法,主持和参与国家、省、市科研项目 40 余项。获得辽宁省科学技术奖二等奖 1 项,沈阳市科技进步一等奖 2 项,辽宁省自然学术成果奖二等奖 2 项,沈阳市自然学术成果奖二等奖 1 项,沈阳市自然学术成果奖三等奖 2 项。发表学术论文 100 余篇,被 EI 收录 40 余篇。参编著作 4 部。



朱一行,男,1990年生,硕士研究生,主要研究方向为生产排产与生产调度优化算法。



史海波,男,1966年生,研究员,博士生导师,博士,主要研究方向为生产与运作管理理论、制造过程建模与仿真技术,主持并参与多项国家 863 项目、国家重点科技攻关项目和中国科学院知识创新工程重大项目。曾获机械部科技进步特等奖 1 项,省部级科技进步二等奖 1 项,发表学术论文 20 余篇。

[责任编辑:李雪莲]