

DOI: 10.3901/JME.2015.20.027

求解随机 Job Shop 调度问题的混合分布估计算法*

肖世昌¹ 孙树栋¹ 国欢¹ 金梅² 杨宏安¹

(1. 西北工业大学现代设计与集成制造技术教育部重点实验室 西安 710072;

2. 中航工业西安航空发动机(集团)有限公司 西安 710021)

摘要: 提出一种混合分布估计算法用于求解具有随机工时的 Job shop 调度问题。建立随机 Job shop 调度问题(Stochastic Job shop scheduling problem, SJSSP)数学模型并给出随机期望值模型的评价方法。为提高种群多样性, 将 $(\mu+\lambda)$ -进化策略(Evolutionary strategy, ES)的重组、变异过程引入分布估计算法(Estimation of distribution algorithm, EDA), 构造一种混合分布估计算法, ES-EDA。根据所采用的基于工序的编码方式, 对父代工序继承率的概念进行了定义, 并为重组过程设计基于父代工序继承率的个体重组方法, 该方法不仅能使子代有效继承父代的优良特征, 同时可避免非法解的产生。在标准算例 FT06、FT10、FT20 的基础上构造加工时间随机的 3 组算例, 并选择文献中的 5 种算法作为混合分布估计算法的对比算法, 仿真试验结果表明混合分布估计算法在优化性能方面具有明显优势。

关键词: 随机 Job Shop 调度问题; 混合分布估计算法; 父代工序继承率; 进化策略

中图分类号: TP18

Hybrid Estimation of Distribution Algorithm for Solving the Stochastic Job Shop Scheduling Problem

XIAO Shichang¹ SUN Shudong¹ GUO Huan¹ JIN Mei² YANG Hongan¹

(1. Key Laboratory of Contemporary Design and Integrated Manufacturing Technology of
Ministry of Education, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072;

2. Xi'an Aero-Engine(Group) Co., Ltd., Xi'an 710021)

Abstract: A hybrid estimation of distribution algorithm(EDA) is proposed to solve the stochastic job shop scheduling problem (SJSSP) with stochastic processing times. The mathematic model of the SJSSP and the evaluation method of stochastically expected model are constructed. To enhance the population diversity, the recombination and mutation process of $(\mu+\lambda)$ -Evolutionary strategy are incorporated in the EDA, thus a hybrid EDA, i.e. ES-EDA is constructed. Based on the encoding method of chromosome adopted in this research, the concept of Inherit rate of the operations in parent individual is defined. Then a new recombination method based on the Inherit rate of the operations in parent individual is designed. This recombination method can not only make the offspring inheriting the excellent characteristics of the parent effectively, but also avoiding infeasible solutions. Three problem instances with stochastic processing times for simulation experiment are constructed based on the benchmark instances FT06, FT10 and FT20, the comparison with the simulation results obtained by the 5 algorithms in literatures shows that the ES-EDA has significant advantages in aspect of optimal performance.

Key words: stochastic Job Shop scheduling problem; hybrid estimation of distribution algorithms; inherit rate of the operations in parent chromosome; evolutionary strategy

0 前言

加工车间调度问题(Job Shop scheduling

problem, JSSP)的研究通常采用确定性调度模型, 然而实际加工过程中的随机因素, 如材料供应短缺、工人熟练程度的差异、机器故障等均会影响零件的预期开工及加工时间, 造成初始调度方案的性能劣化甚至不可行。随机加工车间调度问题(Stochastic Job Shop scheduling problem, SJSSP)是在 JSSP 基础

* 国家自然科学基金资助项目(51075337, 51475383)。20141021 收到初稿, 20150110 收到修改稿

上引入随机参数形成的扩展形式^[1], 如用概率分布形式表示的随机工时。将加工时间作为随机变量对调度问题进行优化, 更符合实际加工环境。鉴于 SJSSP 的 NP-hard 特性及广泛的应用背景, 对 SJSSP 及其求解方法的研究具有重要的学术及实际价值。

遗传算法、群体智能优化等智能启发算法可以在合理的时间内得到最优解或近似最优解, 受到调度领域的普遍关注和广泛研究^[2]。HORNG 等^[3]将序优化算法和遗传算法结合, 用于搜索 SJSSP 问题足够好的解。LEI^[1]为同时优化 Makespan 和拖期率的多目标 SJSSP, 提出一种多目标遗传算法并取得了较好的试验结果。HORNG 等^[4]将进化策略 (Evolutionary strategy, ES) 嵌入到序优化算法中, 用于求解以最小化提前-拖期惩罚为调度目标的 SJSSP。GU 等^[5-6]为求解以期望 Makespan 为调度目标的 SJSSP, 提出并行量子遗传算法和竞争-协同量子遗传算法, 试验结果证明了算法的优良特性。牛刚刚等^[7]提出一种禁忌搜索模拟退火混合算法和一种快速精英保留非支配排序遗传算法以求解加工时间离散可控加工车间调度问题。

分布估计算法^[8-9] (Estimation of distribution algorithms, EDAs) 是一种基于统计学原理的进化计算方法, 通过建立精确概率统计模型及个体重采样在搜索空间中进行寻优。分布估计算法已经在机械结构优化设计^[10]、癌症分类^[11]、护理调度^[12]、机器学习^[13-14]、车间调度^[15-17]等领域得到成功应用。生产调度优化方面, 王圣尧等^[18]提出了求解混合流水车间及带有并行机的混合流水车间调度问题的分布估计算法。何小娟等^[19]为柔性加工车间调度问题提出一种基于 Bayesian 统计推理的分布估计算法。分布估计算法与其他优化算法的混合可以融合多种算法的优势, 提高算法性能。通过改进概率模型、补偿种群多样性或混合其他方法等操作, 可以有效弥补 EDAs 局部搜索能力较弱和易早熟收敛的缺点^[20]。目前已有多种以分布估计算法为基础的混合算法, 如 PENA 将遗传算法与 EDA 相结合提出 GA-EDA 算法^[21], LIU 等^[22]提出 PSO-EDA 算法, 用于求解置换流水线调度问题。

鉴于 EDAs 求解调度问题的潜在优势, 且目前对于 EDAs 求解 SJSSP 的研究较少, 提出一种融合 ES 的混合 EDA (ES-EDA) 求解以期望 Makespan 为调度优化目标的 SJSSP。混合算法既可以丰富种群的多样性避免 EDA 早熟收敛, 又可以将优势个体的分布特性遗传给子代。根据问题特性提出一种基于工序的编码方式, 并为 $(\mu + \lambda)$ -ES 的重组过程提出一种基于对父代工序继承性的个体重组方法, 可

以有效避免单点交叉、多点交叉方式对个体结构的破坏。给出了 SJSSP 的随机期望模型, 以效率指标-期望 Makespan 为调度目标, 并采用 ES-EDA 求解。通过算例仿真验证了算法的有效性, 通过与文献中已有算法试验结果比较, 证明了混合分布估计算法求解 SJSSP 问题具有优越的性能。

1 SJSSP 模型

1.1 问题描述

设 n 个工件在 m 台机器上加工, 每个工件需要加工 m 道工序, 工序 O_{ij} 表示工件 J_i 在机器 M_j 上加工。每道工序的加工时间具有随机性, 其分布规律根据历史数据获得。工件 J_i 在机器 M_j 上加工的随机加工时间用 ξT_{ij} 表示, ξ 为随机变量的标记并假设所有工序的随机加工时间 ξT_{ij} 服从独立同分布 $X(\mu_{ij}, \sigma_{ij}^2)$, X 表示分布规律。 μ_{ij} 表示工件 J_i 在机器 M_j 上加工时间的期望值, σ_{ij}^2 表示加工时间的方差。调度方案由 S 表示, 令 Ω 表示满足工艺约束的所有可行调度集合, 即可行解空间。调度模型需要同时满足以下假设: 同一时刻每台机器只能加工一个工件; 同一个工件同一时刻只能在一台机器上加工; 工序一旦开始加工不允许中断; 所有机器在 0 时刻均可用; 工件之间不允许抢占。

1.2 SJSSP 数学模型

在描述 SJSSP 的数学模型之前, 首先对模型中所用到的符号进行描述, 如表 1 所示。

表 1 模型中符号含义

符号	含义
ξC_{\max}	最大随机完工时间 Makespan
M_0	足够大的正数
a_{ijk}	工件 i 先在机器 j 加工完成之后才能在机器 k 加工
x_{ihj}	在机器 j 上工件 h 在工件 i 完成后才能开始加工
ξC_{ij}	工件 i 在机器 j 上的随机完工时间
ξC_{ik}	工件 i 在机器 k 上的随机完工时间
ξC_{hj}	工件 h 在机器 j 上的随机完工时间
ξT_{ik}	工件 i 在机器 k 上的随机加工时间
ξT_{hj}	工件 h 在机器 j 上的随机加工时间

Makespan 是调度问题的规则指标^[23], 根据 GRAHAM 等^[24]提出的调度问题的三元组表示法, 本文所研究的 SJSSP 可以表示为 $J_m | \text{SPT} | E[\xi C_{\max}]$, J_m 表示加工车间, SPT (Stochastic processing times) 表示加工时间随机, $E[\xi C_{\max}]$ 是要最小化的目标函数。SJSSP 的数学描述如下

$$F(S) = \min_{S \in \Omega} E[\xi C_{\max}(S)] \quad (1)$$

约束条件

$$\xi C_{\max} = \max(\xi C_i | i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

$$\xi C_{ik} - \xi T_{ik} + M_0(1 - a_{ijk}) \geq \xi C_{ij} \quad (3)$$

$$i = 1, 2, \dots, n \wedge j, k = 1, 2, \dots, m$$

$$\xi C_{hj} - \xi T_{hj} + M_0(1 - x_{ihj}) \geq \xi C_{ij} \quad (4)$$

$$i, h = 1, 2, \dots, n \wedge j = 1, 2, \dots, m$$

$$\xi C_{ij} \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, n \wedge j = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

式(1)为目标函数, 由于工序加工时间为随机变量, 目标函数也为随机变量, 因此采用随机期望值模型, 最小化期望 Makespan; 式(2)表示最大随机完工时间; 式(3)表示工件的工艺顺序约束, 工件 i 在机器 j 上加工完成之后才能在机器 k 上加工, 如果工件 i 先在机器 j 加工再在机器 k 加工, 则 $a_{ijk} = 1$, 否则为 0; 式(4)表示机器加工顺序约束, 工件 h 要在工件 i 加工完成之后才能在机器 j 上加工, 如果满足约束, 则 $x_{ihj} = 1$, 否则为 0; 式(5)表示所有工序的完工时间不能为负值。

1.3 模型评价方法

随机模拟具有能够有效地描述系统随机性的特点, 本文利用随机模拟的思想来对目标函数值进行评价。对于模型中具有随机特性的目标函数 $F(S)$, 采用 Monte Carlo 随机模拟技术根据每道工序的加工时间 ξT_{ij} 的概率分布 $X(\mu_{ij}, \sigma_{ij}^2)$ 随机采样, 随机产生一组加工时间称为一次模拟。 $F(S)$ 的期望值要通过大量的模拟才可能近似获得, 而对随机加工时间进行无数次评价不可能实现。因此, ES-EDA 优化过程的评价函数如式(6)所示

$$\min_{S \in \Omega} F(S) = \frac{1}{Lr} \sum_{l=1}^{Lr} [C_{\max}^l(S)] \quad (6)$$

式中, Lr 为随机模拟次数, 根据大数定律, 当 $Lr \rightarrow \infty$ 时, 可采用 Lr 次模拟的均值作为期望值的估计值。 C_{\max}^l 表示第 l 次模拟的最大完工时间。足够大的 Lr 能够确保目标值的样本均值足够稳定, 同时也会带来计算量的提升, 具体 Lr 值可根据对优化目标评价精度的要求设定。

采用 Monte Carlo 模拟方法为调度解序列中的各工序加工时间随机赋值, 进而计算出调度解序列每次模拟情况下的目标函数值。Monte Carlo 模拟方法的步骤如下。

(1) 依据不确定加工时间的期望和方差采用 Monte Carlo 方法对随机工时进行采样。

(2) 针对某一调度解序列, 根据采样得到的工序加工时间值, 解码计算目标函数值。

(3) 判断模拟次数 l , 若 $l = Lr$, 则返回目标函数值并结束循环, 否则转入步骤(1)继续执行随机工时的采样过程。

2 分布估计算法和 $(\mu + \lambda)$ -进化策略

2.1 分布估计算法

EDAs 是基于概率统计的随机启发式进化算法^[8]。每一代新个体的都根据优良个体概率分布的统计模型采样产生, 然后对新个体特性进行概率统计并更新概率模型, 如此反复直至达到终止条件或得到满意解。EDAs 可以分为以下 5 个步骤。

- (1) 参数设置, 初始化概率模型并产生初始种群。
- (2) 个体评价选择 B_{size} 个优势个体。
- (3) 对优势个体进行解空间统计并更新概率模型。
- (4) 根据概率模型采样产生新个体。
- (5) 判断是否满足终止条件, 满足则结束循环, 否则返回步骤(2)。

EDAs 的核心是通过概率模型及概率模型更新来描述解空间分布及群体进化趋势^[20]。然而, EDAs 容易对问题解空间的分布过拟合, 使算法构建的概率模型不能准确地表达解空间信息, 在算法多次迭代后种群多样性减小, 进而造成算法早熟收敛^[25]。因此, 需要采用一定策略提高种群多样性。

2.2 $(\mu + \lambda)$ -ES

Rechenberg 和 Schwefel 提出的进化策略和遗传算法、进化规划同属进化计算的范畴并统称为进化算法^[26]。 $(\mu + \lambda)$ -ES 是采用了 $(\mu + \lambda)$ 选择的进化策略, 直接将解的质量作为选择标准, 可同时保留父代和子代中的优秀个体, 具有精英保留特性。

3 混合分布估计算法

根据 EDAs 和 $(\mu + \lambda)$ -ES 的特点, 融合 EDAs 对优势群体解空间的继承性, $(\mu + \lambda)$ -ES 重组、变异可提高群体多样性等优势, 设计一种求解 SJSSP 的混合分布估计算法。为避免重组过程破坏 EDA 概率模型采样得到的父代个体的优良结构特征, 提出基于父代工序继承率的重组方法。混合分布估计算法未采用邻域搜索、禁忌搜索等局部搜索策略, 目的是分析 $(\mu + \lambda)$ -ES 和分布估计算法混合算法求解

SJSSP 的有效性, 以及相对于其他标准或改进智能优化算法求解 SJSSP 的性能优势。

3.1 编码和解码

根据 SJSSP 问题的特点, 设计一种基于工序的编码方式, 对所有工件全部工序的排列顺序采用实数编码, 一个编码序列称为一个个体, 表示一个调度方案。 n 个工件在 m 台机器上加工, 每个工件有 m 道工序。任意工件 i 的所有工序采用以下方式表示: $((i-1) \cdot m + 1, \dots, (i-1) \cdot m + j, \dots, (i-1) \cdot m + m)$ 其中 $i = 1, 2, \dots, n$, $j = 1, 2, \dots, m$ 。一个加工序列表示一个调度解, 根据工序约束产生初始加工序列, 在工序约束条件下的解空间规模为 $(n \times m)! / (m!)^n$ 。

令 $\pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_k, \dots, \pi_{n \times m})$ 表示个体的 $n \times m$ 个位置, 在此编码方式下, 若 $(i-1) \cdot m + j$ 位于加工序列中的位置 π_k , 则表示工件 i 的第 j 道工序位于排列中的第 π_k 位置。

例如 3 台机器 3 个工件的调度问题, 工件 J_1 的工序集合为 $\{1, 2, 3\}$, 工件 J_2 的工序集合为 $\{4, 5, 6\}$, 工件 J_3 的工序集合为 $\{7, 8, 9\}$ 。若任意调度解 S 对应的个体编码为 $[4, 1, 7, 2, 5, 8, 3, 6, 9]$, 则位于位置 π_1 的工序 4 表示工件 2 的第 1 道工序, 位于位置 π_5 的工序 5 表示工件 2 的第 2 道工序, 位于位置 π_8 的工序 6 为工件 2 的第 3 道工序, 以此类推。

由于个体编码采用考虑工艺约束的实数编码方式, 种群初始化过程及 EDA 的个体重采样过程均在工艺约束下进行, 因此避免了非法解的产生。鉴于编码方式的优良特性, 本文采用如下半主动解码过程进行染色解码。

(1) 个体中任意位置的所有元素分别整除总工序数 m , 即 $[(i-1) \cdot m + j] / m$, 整除后的商加 1 得到工件号, 余数 j 为工序号。

(2) 根据步骤(1)确定个体中每道工序所用的机器序列和加工时间序列。

(3) 根据个体中工序的排列顺序, 依次取工件的前道工序完工时间与当前机器加工工序完工时间的最大值作为该工件的开始加工时间, 直至所有工序分配至对应机器。

(4) 根据分配结果, 计算目标函数值。

3.2 种群初始化

根据初始概率矩阵 $P(0)$, 采用轮盘赌算法进行等概率采样完成种群初始化, 混合分布估计算法优化过程新种群的采样采用的同样方法。考虑工序约束的采样过程步骤如下。

(1) 初始化工序备选集合 Q 。

(2) 从备选工序集合 Q 中确定满足工艺约束的

可选工序集合 $Q_{\text{option}}, Q_{\text{option}} \subseteq Q$ 。

(3) 根据概率矩阵确定可选工序集合 Q_{option} 中每道工序位于 π_k 位置的概率。

(4) 归一化可选工序集合 Q_{option} 中每道工序的选择概率, 根据选择概率采用轮盘赌算法随机选择一个工序放在位置 π_k 处。

(5) 从备选集合 Q 中删除已选工序, 当 $k \leq n \times m, k = 1, 2, \dots, n \times m, k = k + 1$, 跳转到步骤(2), 否则, 停止, 此时备选工序集合 $Q = \emptyset$ 。

(6) 返回生成的新个体。

3.3 概率模型及更新机制

3.3.1 概率模型的建立

EDAs 根据概率模型产生新种群, 采用了基于对优势种群统计学习的建模方法, 可以使每个子代种群的优势个体的优良信息得到共享。因此, 概率模型的合理性对 EDAs 性能起关键作用。本文以 WANG 等^[17-18]的概率模型为基础, 采用 $n \times m$ 行 $n \times m$ 列的矩阵 P 表示解空间的概率模型。根据本文的个体编码方式, 第 l 代概率模型

$$P(l) = \begin{pmatrix} p_{11, \pi_1}^l & p_{11, \pi_2}^l & \cdots & p_{11, \pi_{n \times m}}^l \\ p_{12, \pi_1}^l & p_{12, \pi_2}^l & \cdots & p_{12, \pi_{n \times m}}^l \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{1m, \pi_1}^l & p_{1m, \pi_2}^l & \cdots & p_{1m, \pi_{n \times m}}^l \\ p_{21, \pi_1}^l & p_{21, \pi_2}^l & \cdots & p_{21, \pi_{n \times m}}^l \\ p_{22, \pi_1}^l & p_{22, \pi_2}^l & \cdots & p_{22, \pi_{n \times m}}^l \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{2m, \pi_1}^l & p_{2m, \pi_2}^l & \cdots & p_{2m, \pi_{n \times m}}^l \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{n1, \pi_1}^l & p_{n1, \pi_2}^l & \cdots & p_{n1, \pi_{n \times m}}^l \\ p_{n2, \pi_1}^l & p_{n2, \pi_2}^l & \cdots & p_{n2, \pi_{n \times m}}^l \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{nm, \pi_1}^l & p_{nm, \pi_2}^l & \cdots & p_{nm, \pi_{n \times m}}^l \end{pmatrix}$$

概率模型 $P(l)$ p_{ij, π_k}^l 表示第 l 代工件 i 的第 j 道工序位于个体中 π_k 位置的概率, 其中 $k = 1, 2, \dots, n \times m$ 。采用式(7)进行优势群体解空间结构统计

$$p_{ij, \pi_k}^l = \sum_{s=1}^{B_{\text{size}}} \frac{I_{ij, \pi_k}^s(l)}{B_{\text{size}}} \quad \forall i, j, k \quad (7)$$

式中, B_{size} 表示优势个体的数量; s 为个体 S 的序号 $s = 1, 2, \dots, B_{\text{size}}$; $I_{ij, \pi_k}^s(l)$ 为解空间统计函数, 定义如下

$$I_{ij,\pi_k}^s(l) = \begin{cases} 1 & \text{第 } l \text{ 代第 } s \text{ 个个体中工件 } i \text{ 的} \\ & \text{第 } j \text{ 道工序出在位置 } \pi_k \\ 0 & \text{否} \end{cases} \quad (8)$$

采用以上方式统计优势种群中每道工序的位置分布信息, 建立产生新个体的概率模型。新个体的采样方法与第 3.2 节种群初始化的采样过程相同。

以 3 台机器 3 个工件的调度问题为例说明个体产生过程。将所有工件的所有工序放入备选工序集合 Q , 将备选集合 Q 表示为以下矩阵形式表示, 第 1 行为工件 1 的 3 道工序, 以此类推。分别根据概率模型为个体中的所有位置选择对应的工序, 个体的采样过程如图 1 所示。

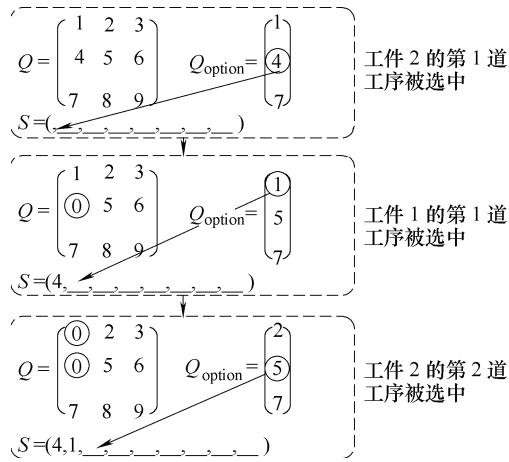


图 1 个体采样过程

按照图 1 所示的过程进行采样, 直到工序备选集合为空。这种个体采样方式直接考虑了工艺约束, 因此产生的新个体不存在非法解。

3.3.2 概率模型更新机制

概率模型 P 为 $n \times m$ 行 $n \times m$ 列的矩阵, 根据本文的编码方式及概率模型的设计, 概率模型的更新是指根据第 $l+1$ 代优势群体的结构空间的统计, 更新下一代个体采样过程中每一道工序位于个体中对应位置的概率。借鉴文献[18]中采用的机器学习中的 Hebb 规则更新概率矩阵中的所有元素

$$p_{ij,\pi_k}^{l+1} = (1-\alpha)p_{ij,\pi_k}^l + \alpha \times \frac{1}{B_{\text{size}}} \sum_{s=1}^{B_{\text{size}}} (I_{ij,\pi_k}^s(l)) \quad (9)$$

式中, p_{ij,π_k}^{l+1} 表示第 $l+1$ 代工件 i 的第 j 道工序位于位置 π_k 的概率, 所有元素组成概率模型 $P(l+1)$, $\alpha (0 < \alpha < 1)$ 为学习速率。

3.4 基于父代工序继承率的重组方法

基本的 EDAs 在进化过程可以较快收敛到局部最优解, 但是缺乏提高种群多样性的机制, 易导致种群多样性匮乏^[20]。虽然基于概率模型重采样和概率模型更新的方法能够继承优势个体的特性, 但是

对于 JSSP 这类组合优化问题的优化性能不理想。用于种群更新的重组算子需要考虑 JSSP 问题个体结构, 父代个体中的优良部分需要被子代有效继承, 同时也要保证子代与父代之间的差异性。为提高 EDA 进化过程的种群多样性, 提出基于父代工序继承率的重组策略提高种群多样性, 避免算法的早熟收敛, 设计的重组策略可以保留父代的优良信息, 直接产生可行解的重组方式也避免了个体修复。

根据采用的编码方式设计一种基于工序的个体重组方式, 增加可以调节对父代结构特征继承性的变量-父代工序继承率。父代工序继承率定义如下。

定义 1: 父代工序继承率 $\theta = N(J)/n$, 其中 J 表示需从父代继承位置的工件集合, $N(J)$ 表示需要继承工序位置的工件数量, n 为总工件数, J 中的工件序号随机产生, 元素数量根据 θ 确定。

为便于说明本文的重组算法, 对定位工件和定位工序定义如下。

定义 2: 集合 J 中所有进行工序位置继承的工件称为定位工件。

定义 3: 定位工件的所有工序称为定位工序。

根据设计的个体重组方式, 本文采用的个体重组算法流程如下。

- (1) 根据问题规模通过试验确定父代工序继承率 θ 值或 θ 取值范围, 作为 $N(J)$ 随机取值的约束。
- (2) 重组概率为 P_c , 从采样产生的 μ 个父代中随机选择父代 P_1 和 P_2 , 选择次数为 $\lambda/2$ 次。
- (3) 随机选择 $N(J)$ 个定位工件, 查找 J 中定位工序在父代 P_1 和 P_2 中的位置, 分别赋给子代 S_1 和 S_2 个体中的对应位置。
- (4) 提取剩余的 $n - N(J)$ 个工件的所有工序, 将 P_1 中剩余工序按顺序插入子代 S_2 的空位, P_2 中剩余工序按顺序插入子代 S_1 的空位。

例如对于 3 台机器加工 3 个工件的问题, 取 $N(J)$ 为 1, 工件序号随机产生, 若产生的工件号为 2, 则重组方法如图 2 所示。

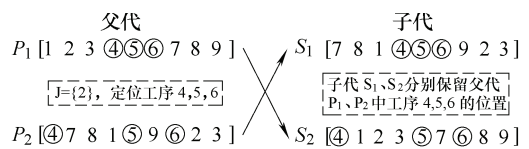


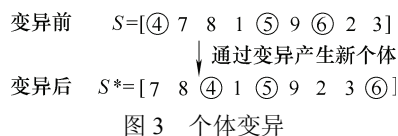
图 2 基于父代工序继承的个体重组

这种个体重组方式可以避免对父代个体结构的破坏, 并可以通过设置父代工序继承率调整重组过程对父代特性的继承性。

3.5 基于工件的变异

为进一步提高种群多样性, 采用基于工件的个

体变异算子。设定变异概率 p_m ，对工件 J_i 随机产生均匀分布的正实数 $p_i \in [0,1]$ ，若 $p_i \leq p_m$ ，则对应工件的所有工序从父代个体中删除，其余工序保持不变，然后再根据工艺顺序约束将删除的工序随机插入父代个体的任意位置。假设 3 个工件中只有工件 J_2 产生的变异概率 $p_1 < p_m$ ，通过变异产生新个体的方式见图 3。



这种基于工件的变异方式通过改变工件工序的位置产生新的个体，变异过程考虑工艺约束，所以变异产生的新个体同样不存在非法解。

3.6 混合分布估计算法流程

根据以上设计过程，融合 $(\mu+\lambda)$ -ES 的混合分布估计算法流程如图 4 所示。

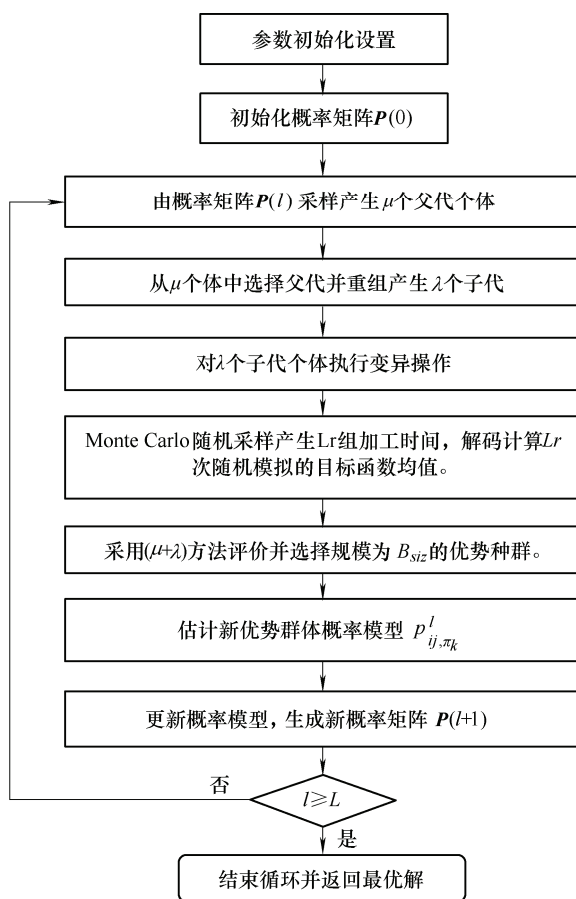


图 4 混合分布估计算法流程

混合分布估计算法嵌入了基于确定性排序的 $(\mu+\lambda)$ 选择方法，以及提高种群多样性的个体重组和变异过程，有效避免 EDA 多次迭代之后陷入局部最优。ES-EDA 具有以下三个特点：① 通过设计

基于父代继承率的个体重组方法，保留着 EDA 采样得到的父代个体的优良特性；② 重组和变异过程提高了种群多样性；③ $(\mu+\lambda)$ 选择策略使父代和子代较优个体均得以保留。

根据本文求解的 SJSSP 的特点，种群评价部分对个体采用基于随机 Monte Carlo 模拟方法，直接将评价结果作为优秀个体的选择依据。

3.7 算法关键步骤复杂度

混合分布估计算法中，概率模型初始化以及采样产生新个体均采用了轮盘赌算法依次为新个体的每个位置 $\pi_k, k=1,2,\dots,n \times m$ 采样产生对应工序号，其计算复杂度为 $O((nm)^2)$ 。由于每一代采样产生 μ 个父代个体，因此产生新种群的复杂度为 $O(\mu(nm)^2)$ 。选择规模为 B_{size} 的优势种群采用快排法，其计算复杂度为 $O(\mu \lg \mu)$ 。据优势种群进行概率模型更新时的复杂度为 $O(nmB_{size} + (nm)^2)$ 。此外，个体重组过程和变异过程均为线性复杂度。由此可见，算法的总体复杂度不高，算法计算时间增加的原因主要在于 Monte Carlo 仿真优化过程。

4 仿真试验分析

4.1 试验说明

本文试验中随机工时采用 Monte Carlo 模拟技术随机采样产生，所有随机加工时间均服从正态分布，期望值和方差已知，个体采用第 1.3 节中的方法进行评价。ES-EDA 采用 Matlab 编程，仿真试验运行环境为计算机：Intel G640 处理器，中央处理器主频 2.8 GHz，RAM 2.00G。

为验证提出的 ES-EDA 求解 SJSSP 的有效性及其优化性能，对调度目标期望-Makespan 进行优化。GU 等^[5-6]分别提出并行量子遗传算法和协同量子遗传算法求解 SJSSP。HAO 等^[28]提出一种有效的 EDA 用于求解以期望-Makespan 为调度目标的 SJSSP。HORNG 等^[4]采用序优化进化策略求解 SJSSP。选择的算例为在 FT06、FT10、FT20 基础上的构造算例，随机工时的均值取标准算例中的值，随机工时的方差由均匀分布 $U[0,1]$ 产生。为验证 ES-EDA 对调度目标 $E[\xi C_{max}]$ 的优化性能，分别用 GA^[27]、QGA^[5]、CCQGA-com^[6]、EDA^[28]、ES^[4] 5 种算法与 ES-EDA 的优化性能进行对比，所有参与比较的算法均未采用邻域搜索、禁忌搜索等局部搜索方法。

表 2 中为算法的参数设置，变量的具体说明见文献[5-6,28]。ES-EDA 的优化性能受种群规模影响较大，若初始群体较少，概率模型不能反映优势群

体解空间的真实特性,影响全局优化性能。因此试验中采用的终止条件为:个体总评价次数为 100 000 次。

表 2 算法参数设置

参数	GA	QGA	CCQGA-Com	EDA	ES	ES-EDA
种群数量	1	1	2	1	1	1
种群规模	50	50	$N_1=N_2=50;$ $K_1=K_2=300;s_1=s_2=10$	100	500	500
对手规模	0	0	$N_1 \times 0.1,$ $N_2 \times 0.1$	0	0	0
进化代数	1 000	1 000	1 000	1 000	200	200
重组概率	0.8	0.8	0.8	0	0.8	0.8
变异概率	0.1	0.1	0.1	0	0.1	0.1
采样次数	30	30	30	30	30	30
学习速率				0.2		0.2
优势群体				50		50
μ, λ 值					500	500

4.2 优化结果分析

首先验证 ES-EDA 在相同评价次数下的优化性能,混合算法的参数设置未采用任何参数调优方法。参考王圣尧等^[18]EDA 的参数,学习速率设为 $\alpha = 0.2$ 。 $(\mu+\lambda)$ -ES 参数取 $\mu = \lambda = 500$,优势群体 $B_{size} = 50$ 。多次仿真结果表明,当定位工件数约为总工件数的 1/2 时,算法的平均性能最优,因此父代工序继承率 θ 设置为 0.5。采用 ES-EDA 根据上述参数分别对 FT06、FT10、FT20 的构造算例求解 20 次,试验结果如表 3 所示。

表 3 ES-EDA 优化结果

算例	期望 Makespan				
	最优值	均值	最差值	中位数	标准差
FT06	54.90	55.03	55.16	55.06	0.094
FT10	932.8	964.54	980.21	965.44	14.93
FT20	1 180.2	1 201.6	1 230.0	1 198.3	12.86

表 3 中的数据表明 ES-EDA 可以有效求解具有随机工时的 SJSSP。20 次独立运行得到 FT06、FT10 的最优解近似达到基本算例的已知最优解,FT20 问题也得到了较好的优化结果。为进一步分析 ES-EDA 混合算法的优化性能,将 ES-EDA 与文献中算法进行比较,仍采用 FT06、FT10、FT20 的构造算例,对比算法为 SJSSP 研究中采用的 GA^[27]、QGA^[5]、CCQGA-com^[6]、EDA^[28]、ES^[4] 5 种算法。ES^[4] 仍然采用 $(\mu+\lambda)$ 选择,交叉方式采用单点交叉,

变异方式与本文相同。优化结果如表 4 所示。

表 4 ES-EDA 及文献中算法优化结果

算法	算例	期望 Makespan	标准差	平均时间/s
GA	FT06	55.08	0.448 2	126.91
	FT10	1 062.85	10.91	694.62
	FT20	1 329.39	12.83	689.86
QGA	FT06	55.28	0.51	211.19
	FT10	1 076.31	13.77	949.10
	FT20	1 308.25	20.89	1 240.84
CCQGA-Com	FT06	55.05	0.229 8	636.45
	FT10	1 051.82	6.374 8	1 317.49
	FT20	1 304.60	8.476 4	1 717.24
EDA	FT06	55.02	0.28	165.1
	FT10	1 043.29	15.13	648.79
	FT20	1 304.35	16.77	749.64
ES	FT06	55.02	0.31	169.97
	FT10	1 024.7	34.62	440.6
	FT20	1 235.2	12.96	424.2
ES-EDA	FT06	55.03	0.094	348.51
	FT10	964.54	14.93	704.26
	FT20	1 201.60	12.86	719.58

仿真试验结果表明,6 种算法求解 FT06 均可得到最优结果。对于问题 FT10 和 FT20,ES-EDA 的期望 Makespan 明显优于 5 种对比算法。ES^[4] 的优化性能具有一定优势,由于不需要对优势群体的特性进行概率统计和对新种群的重采样,平均运行时间最短,但优化性能和 ES-EDA 仍然有明显差距。在算法性能鲁棒性方面,对于 FT06 基本无差别。对于 FT10、FT20,ES-EDA 优化结果的标准差小于 ES 和 EDA,略大于 GA、QGA 和 CCQGA-com。说明 ES-EDA 相对于对比算法在优化性能方面具有明显优势,并且具有较好的优化性能鲁棒性。

5 结论

(1) 为 SJSSP 提出一种融合了 $(\mu+\lambda)$ -ES 的混合分布估计算法 ES-EDA。给出了 SJSSP 的数学模型及随机期望模型的评价方法。

(2) 设计 ES-EDA 的编码方式,并根据编码方式提出一种基于父代工序继承率的个体重组方法。该方法既可以防止破坏优良父代个体结构,使采样得到的优势群体结构得以被子代继承,又避免了非法解的产生,重组之后的个体无需修复。

(3) 以 FT06、FT10、FT20 基本算例为基础构造工时随机的 3 组算例,通过将提出的混合分布估计算法与文献中求解 SJSSP 问题的 5 种算法的优化结果进行对比分析,证明了 ES-EDA 优化性能方面的优势。

参 考 文 献

- [1] LEI D M. Simplified multi-objective genetic algorithms for stochastic job shop scheduling[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(8): 4991-4996.
- [2] 张超勇, 管在林, 刘琼, 等. 一种新调度类型及其在作业车间调度中的应用[J]. *机械工程学报*, 2008, 44(10): 24-31.
ZHANG Chaoyong, GUAN Zailin, LIU Qiong, et al. New scheduling type applied to job-shop scheduling problem[J]. *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, 2008, 44(10): 24-31.
- [3] HORNG S C, LIN S Y. Multi-stage ordinal optimization based approach for job shop scheduling problems[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2012, 219(3): 1125-1134.
- [4] HORNG S C, LIN S S, YANG F Y. Evolutionary algorithm for stochastic job shop scheduling with random processing time[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(3): 3603-3610.
- [5] GU J W, GU X S, GU M Z. A novel parallel quantum genetic algorithm for stochastic job shop scheduling[J]. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 2009, 355(1): 63-81.
- [6] GU J W, GU M Z, CAO C W, et al. A novel competitive co-evolutionary quantum genetic algorithm for stochastic job shop scheduling problem[J]. *Computers & Operations Research*, 2010, 37(5): 927-937.
- [7] 牛刚刚, 孙树栋, 李兢尧, 等. 一种求解加工时间离散可控作业车间调度问题的混合算法[J]. *机械工程学报*, 2011, 47(4): 186-191.
NIU Ganggang, SUN Shudong, LI Jingyao, et al. Hybrid algorithm for JSP with discretely controllable processing times[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2011, 47(4): 186-191.
- [8] LARRANAGA P, LOZANO J A. Estimation of distribution algorithms: A new tool for evolutionary computation[M]. Boston: Kluwer Press, 2002.
- [9] 周树德, 孙增圻. 分布估计算法综述[J]. *自动化学报*, 2007, 33(2): 113-124.
ZHOU Shude, SUN Zengqi. A survey on estimation of distribution algorithms[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(2): 113-124.
- [10] SIMIONESCU P A, BEALE D G, DOZIER G V. Teeth-number synthesis of a multispeed planetary transmission using an estimation of distribution algorithm[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2006, 128(1): 108-115.
- [11] BLANCO R, LARRANAGA P, INZA I. Gene selection for cancer classification using wrapper approaches[J]. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2004, 18(8): 1373-1390.
- [12] AICKELIN U, LI J P. An estimation of distribution algorithm for nurse scheduling[J]. *Annals of Operations Research*, 2007, 155(1): 289-309.
- [13] JOAQUIN R, ROBERTO S. Improving the discovery component of classifier systems by the application of estimation of distribution algorithms[C]//*Proceedings of the Students Sessions, ACAI'99*. Chania, Greece, 1999: 43-44.
- [14] CANTUPAZ E. Pruning neural networks with distribution estimation algorithms[C]//*Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference GECCO*. Berlin: Springer, 2003: 790-800.
- [15] WANG L, WANG S Y, XU Y, et al. A bi-population based estimation of distribution algorithm for the flexible job-shop scheduling problem[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2012, 62(4): 917-926.
- [16] PAN Q K, RUIZ R. An estimation of distribution algorithm for lot-streaming flow shop problems[J]. *Omega*, 2012, 40(2): 166-180.
- [17] WANG S Y, WANG L, LIU M, et al. An effective estimation of distribution algorithm for solving the distributed permutation flow-shop scheduling problem[J]. *International Journal of Production Economics*, 2013, 145(1): 387-396.
- [18] 王圣尧, 王凌, 许烨, 等. 求解混合流水车间调度问题的分布估计算法[J]. *自动化学报*, 2012, 38(3): 437-443.
WANG Shengyao, WANG Ling, XU Ye, et al. An estimation of distribution algorithm for solving hybrid flow-shop scheduling problem[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2012, 38(3): 437-443.
- [19] 何小娟, 曾建潮. 基于 Bayesian 统计推理的分布估计算法求解柔性作业车间调度问题[J]. *系统工程理论与实践*, 2012, 32(2): 380-388.
HE Xiaojuan, ZENG Jianchao. Solving flexible job-shop scheduling problems with Bayesian statistical inference-based estimation of distribution algorithm[J]. *System Engineering-Theory & Practice*, 2012, 32(2): 380-388.
- [20] 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.

- WANG Shengyao, WANG Ling, FANG Chen, et al. Advances in estimation of distribution algorithms[J]. Control and Decision, 2012, 27(7): 961-966.
- [21] PENA J M, RPBLES V, LARRANAGE P, et al. GA-EDA: Hybrid evolutionary algorithm using genetic and estimation of distribution algorithms[M]. Berlin: Springer, 2004.
- [22] LIU H C, GAO L, PAN Q K. A hybrid particle swarm optimization with estimation of distribution algorithm for solving permutation flow shop scheduling problem[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(4): 4348-4360.
- [23] PINEDO M L. Scheduling theory, algorithms, and systems[M]. Berlin: Springer, 2012.
- [24] GRAHAM R, LAWLER E, LENSTRA J, et al. Optimization and approximation in deterministic sequencing and scheduling: A survey[J]. Annals of Discrete Mathematics, 1979, 5: 287-326.
- [25] CHEN S H, CHEN M C, CHANG P C, et al. Guidelines for developing effective estimation of distribution algorithms in solving single machine scheduling problems[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(9): 6441-6451.
- [26] EIBEN A E, SMITH, J E. Introduction to evolutionary computing [M]. New York: Springer, 2003.
- [27] BULKAN S. A genetic algorithm approach to job shop scheduling[D]. Cleveland: Cleveland State University, 1999.
- [28] HAO X C, LIN L, GEN M. Effective estimation of distribution algorithm for stochastic job shop scheduling problem[J]. Procedia Computer Science, 2013, 20: 102-107.
-
- 作者简介：肖世昌(通信作者)，男，1987 年出生，博士研究生。主要研究方向为制造系统建模、生产调度优化和随机优化算法等。
E-mail: xiaoshichangx@163.com
- 孙树栋，男，1963 年出生，博士，教授，博士研究生导师。主要研究方向为先进制造系统，机器人控制。
E-mail: sdsun@nwpu.edu.cn
- 国欢，女，1990 年出生。主要研究方向为工业工程。
E-mail: guohuanmail@163.com
- 金梅，女，1967 年出生，研究员级高级工程师。主要研究方向为企业信息化、信息系统集成、制造执行系统等。
E-mail: mail_jinmei@126.com
- 杨宏安，男，1972 年出生，博士，副教授，硕士研究生导师。主要研究方向为车间智能调度算法、随机仿真优化、制造执行系统等。
E-mail: yhongan@nwpu.edu.cn