

韩昌琦 毕设研究思路 7.3

1.构建目标场景下的数学模型

1.1 传统 fjsp 场景

1.2 增加其他辅助时间约束及多目标

2.调度样本设计

输入：多组历史生产数据 fjs

输出：调度样本数据集构成：数据本身规则特征+性能指标数据

规则化特征分类	特征指标	度量说明	示例
● 数据集名称	数据集名称 (dataset)	基准测试库来源	Brandimarte
	组数据名称 (instance)	基准测试库来源	Mk01.fjs
● 基础规则特征	工件数量(num_jobs)	总工件数	10
	机器数量(num_machines)	可用机器总数	6
	总工序数(total_operations)	所有工序的累加数量	55
	平均可选机器数 (avg_available_machines)	每工序平均可选机器数	2.09
	可选机器数标准差 (std_available_machines)	机器选择柔性波动程度	0.82
● 加工时间特征	平均加工时间 (processing_time_mean)	所有工序的平均耗时	4.04
	加工时间标准差 (processing_time_std)	工序耗时的离散程度	1.94

	最小加工时间 (processing_time_min)	最短工序耗时	1.0
	最大加工时间 (processing_time_max)	最长工序耗时	6.0
	机器间时间方差 (machine_time_variance)	不同机器处理时间差异	0.90
● 高级特征	(所有加工时间) 概率密度分布 (PDF)	加工时间概率分布 (可 视化)	[xxx]
	析取图特征 (disjunctive_graphs)	基于 NetworkX 图论特 征	[xxx]

性能指标数据	二级维度	指标特征	度量说明	示例
元启发算法配置	-	元启发式算法	使用的元启发算法类型	
		独立运行次数	算法执行的总次数	
		最大迭代次数	算法的最大迭代次数	
初始化方法 1 (例如 Heuristic)	求解精度	平均目标值(mean)	目标函数的平均值	
		标准差(std)	目标函数的离散程度	
		最小值(min)	目标函数的最小值	
		最大值(max)	目标函数的最大值	
	收敛效率	平均收敛代数 (mean)	平均达到收敛的代数	
	收敛稳定性	收敛代数标准差 (std)	收敛代数的离散程度	

初始化方法 2 (例如 Mixed)	求解精度	平均目标值(mean)	目标函数的平均值	
		标准差(std)	目标函数的离散程度	
		最小值(min)	目标函数的最小值	
		最大值(max)	目标函数的最大值	
	收敛效率	平均收敛代数 (mean)	平均达到收敛的代数	
	收敛稳定性	收敛代数标准差 (std)	收敛代数的离散程度	
初始化方法 3 (例如 Random)	求解精度	平均目标值(mean)	目标函数的平均值	
		标准差(std)	目标函数的离散程度	
		最小值(min)	目标函数的最小值	
		最大值(max)	目标函数的最大值	
	收敛效率	平均收敛代数 (mean)	平均达到收敛的代数	
	收敛稳定性	收敛代数标准差 (std)	收敛代数的离散程度	
初始化方法 n	...			

3 初始化调度规则推荐模型

输入：多组历史生产数据+历史调度样本数据+新的生产数据

输出：新数据的最优调度推荐方案

3.1 两阶段相似度混合推荐模型

设计一个两阶段的混合推荐系统，将特征相似度与性能表现进行智能融合：

3.1.1 候选策略池生成阶段

- 使用多特征融合加权相似度检索，获得 Top 5 最相似历史样本
- 这些样本对应的初始化方法性能数据构成候选策略池

3.1.2 策略推荐阶段

方案 1：基于相似度加权的性能评估

方案 2：帕累托前沿选择法

对每个候选方法，计算其在 Top 5 样本中的：

1. 平均 makespan（求解精度）
2. 平均收敛代数（收敛效率）
3. 收敛标准差（稳定性）

方案 3：基于强化学习的动态权重调整

1. 构建特征-策略效果映射表
2. 使用 Thompson Sampling 算法动态调整：
 - a. 特征相似度权重（ α ）
 - b. 性能指标权重（ β ）
3. 每次推荐后根据实际效果更新权重

3.2 更优化的推荐模型

机器学习（比如强化，动态奖励机制）

待补充

4. 改进的群智能算法 BWO 框架

输入：一组新生产数据（并基于上述模型推荐的初始化方法）

输出：一组新数据的近似最优解（基于 Pareto）

调整元启发式算法本身步骤上的一些优化：

1. 自适应的算法参数动态调整机制

2. 改进的局部搜索策略...

5.整体方案验证实验

5.1 优化的初始化推荐模型性能对比实验

1. 与现有的初始化策略（随机）对比其元启发式求解性能（求解精度与效率、稳定性等）
2. 与现有的初始化策略（固定规则策略）对比其元启发式求解性能（求解精度与效率、稳定性等）
3. 与两阶段相似度混合推荐模型对比

5.2 改进算法性能对比实验

- 1.与原有的其他算法框架对比求解性能

5.3 消融实验

1. 验证初始化策略对元启发式求解 fjsp 问题的重要性？（随机初始化？）
2. 改进后的元启发式算法

6.可视化系统/仿真平台实现

1. 构建一个调度样本自动化生成平台
2. 结合推荐模型进行初始化策略推荐系统化实现