



# 带时间窗的负载均衡物料配送模型研究与算法实现

樊 航, 董宝力

(浙江理工大学机械与自动控制学院, 杭州 310018)

**摘 要:** 针对带时间窗的车间物料配送优化问题, 为减少配送作业人数、均衡车辆负载和减少物料配送总时间, 建立以调用作业人数最少、车辆负载均衡和总配送时间最短为目标的多目标优化模型, 并提出一种改进混合教与学算法对模型进行求解。该算法在原算法基础上加入辅导教学机制和分科目学习策略以提高算法寻优速度, 采用随机惯性权重平衡算法的开采与探测能力, 在“学”阶段之后设计教师个体局部寻优算子和三种变异算子以提高算法的寻优精度。以某叉车装配车间的物料配送实例为仿真对象进行仿真实验, 实验结果验证了该模型和算法的有效性。与粒子群算法、标准教与学算法、改进教与学算法和遗传算法相比, 改进混合教与学算法具有较高的寻优精度和寻优效率。

**关键词:** 时间窗; 负载均衡; 多目标优化模型; 改进混合教与学算法; 随机惯性权重

中图分类号: TH181

文献标志码: A

文章编号: 1673-3851(2020)01-0094-08

## Research and algorithm implementation of load balancing material distribution model with time window

FAN Hang, DONG Baoli

(Faculty of Mechanical Engineering & Automation, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** Aiming at the optimization of workshop material distribution with time window, in order to reduce the number of distribution personnel, balance the vehicle load and reduce the total time of material distribution, a multi-objective optimization model was established, which aims at the least number of workers, the shortest load balance and the shortest total delivery time, and an improved hybrid teaching learning based optimization was proposed to solve the model. On the basis of the original algorithm, this algorithm adds tutoring teaching mechanism and subject learning strategy to improve the optimization ability of the algorithm, adopts the mining and detection ability of the random inertia weight balance algorithm, and designs the individual local optimization operator and three kinds of mutation operators to improve the optimization accuracy of the algorithm after the "learning" stage. The material distribution in a forklift assembly workshop was taken as the simulation object to carry out the simulation experiment. The experimental results verify the effectiveness of the model and algorithm. Compared with particle swarm optimization algorithm (PSO), teaching learning based optimization (TLBO), improved teaching learning based optimization (ITLBO) and genetic algorithm (GA), the improved hybrid teaching learning based optimization (IHTLBO) has higher optimization accuracy and efficiency.

**Key words:** time window; load balancing; multi-objective optimization model; improved hybrid teaching learning based optimization; random inertia weight

收稿日期: 2019-06-14 网络出版日期: 2019-09-02

基金项目: 国家自然科学基金项目(51475434)

作者简介: 樊 航(1994-), 男, 河南南阳人, 硕士研究生, 主要从事精益生产方面的研究。

通信作者: 董宝力, E-mail: tydbl@zstu.edu.cn

## 0 引言

装配车间物料配送优化问题是生产物流优化问题中的一个重要研究分支,合理规划物料配送方案对于降低配送成本具有重要意义<sup>[1]</sup>。合理配置配送作业人数有利于降低配送成本,均衡车辆负载有利于提高配送人员满意度,减少物料配送时间有利于提高配送系统的反应能力。因此规划物料配送方案时需要综合考虑配送人员数、总配送时间和均衡车辆负载对配送方案的影响。

目前众多学者对车间物料配送优化问题进行了深入研究。Gao等<sup>[2]</sup>采用混合多目标进化算法对混合生产系统下的物料配送问题进行研究,该方法能够有效减少总行驶距离。李晋航等<sup>[3]</sup>考虑了物料配送中的不确定因素,建立模糊信息条件下的机会约束模型,分析了模糊参数中不同因子的选择对配送路径的影响。王楠等<sup>[4]</sup>提出一种改进遗传算法求解带时间窗的物料配送优化问题,但没有考虑物料车负载均衡。陈广胜等<sup>[5]</sup>以总配送时间和配送作业人数为优化目标,对车间物料配送优化问题进行研究,但没有考虑工作站时间窗对配送优化方案的影响。综上所述,目前对车间物料配送优化问题的研究多集中在成本最低或路径(时间)最短等方面,缺少带时间窗的负载均衡车间物料配送模型研究。

带时间窗的车间物料配送优化问题是带时间窗的车辆路径优化问题(Vehicle routing problem with time window, VRPTW)的一种特殊形式。自1979年Solomon<sup>[6]</sup>首次提出VRPTW问题以来,学者们提出了不同形式的VRPTW优化模型,如带混合时间窗的车辆路径优化模型、带软时间窗的车辆路径优化模型和带时间窗的同时取送货车车辆路径优化模型等<sup>[7-10]</sup>。上述对VRPTW的研究并没有考虑车辆负载均衡对配送路径规划方案的影响,因此不适用于本文要解决的问题。

本文结合工作站对物料到达时间窗的要求,构建综合考虑配送作业人数、物料车负载均衡和总配送时间的多目标优化模型,采用一种改进的新型智能优化算法——改进混合教与学算法(Improved hybrid teaching learning based optimization, IHTLBO)对模型进行求解,最后通过某叉车装配车间的物料配送实例对模型和算法进行验证。

## 1 问题描述与模型建立

### 1.1 问题描述

车间物料配送优化问题是指在一定的约束条件下,物料配送人员在仓库备料后从仓库出发,将物料依次投放到各工作站,并在完成各自配送任务后返回仓库。具体的物料配送作业过程如图1所示。

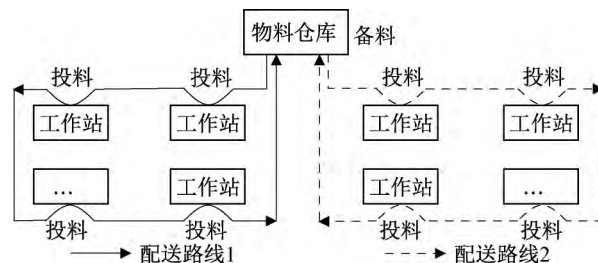


图1 物料配送作业过程

本文主要研究带时间窗的负载均衡车间物料配送优化问题,该问题可以描述为:装配车间共有 $K$ 名物料配送人员,每名配送人员拥有一辆限定容量为 $Q$ 的物料车。在补料周期 $T$ 内共有 $n$ 个工作站有物料配送需求,第 $i$ 个工作站的物料需求量为 $q_i$  ( $i=1, \dots, n$ ),任意工作站的配送任务可以由任意一名配送人员配送,且只能配送一次,即 $\max q_i \leq Q$ 。在物料配送过程中,由于工作站线边库存的限制,每个工作站存在一个最早可接收物料时间 $e_i$  ( $i=1, \dots, n$ ) 和一个最晚可接收物料时间 $l_i$  ( $i=1, \dots, n$ ),即存在一个服务时间窗 $[e_i, l_i]$ ,物料到达工作站的时间必须在此时间窗内,早于或晚于该窗口的物料配送都会给生产系统造成损失。要求物料配送人员在满足上述约束条件下,将物料配送到各工作站,目标是调用最少的物料配送人员,以最短时间将物料配送到工作站,同时保证物料车负载均衡,提高配送质量。

由于实际问题的复杂性和不确定性,为有效描述该调度问题,现做如下基本假设:

- 配送过程不考虑车间通行路线的限制,各工作站间距离为理想的直线距离。
- 每名物料配送人员在一个补料周期 $T$ 内只能被调用一次。
- 在一个补料周期 $T$ 内,各工作站的物料需求量 $q_i$ 、时间窗 $[e_i, l_i]$ 、投料时间 $z_i$ 和备料时间 $m_i$ 等信息已知。当工作站备料时间 $m_i$ 为0时,问题即可转化为带时间窗的负载均衡车辆路径优化问题。
- 物料放置在大小统一的料箱中,物料车的限定容量 $Q$ 可以由料箱个数衡量。

e) 物料配送前明确配送路线和行驶时间,不考虑因漏装物料导致的往返情况。

f) 每个工作站只能由一名配送人员服务且只服务一次,即工作站物料需求量  $q_i$  不能拆分。

## 1.2 带时间窗的负载均衡车间物料配送优化模型

本文考虑作业人数、总配送时间和物料车负载均衡三个不同的优化目标,由于目标间量纲的差异会对模型求解造成一定的难度,因此本文采用物料车总空载量来衡量作业人数,因为在物料车限定容量相同的情况下,物料车总空载量越小,意味着调用的物料车越少,即调用的作业人数越少。采用车辆负载最大量和最小量的差异衡量车辆负载均衡性指标,通过上述两个优化指标的转化,可以将作业人数和车辆负载均衡统一成相同的量纲,简化模型求解。综上所述,本文构建的多目标优化模型描述如下。

a) 目标函数:最小化车辆总空载量  $f_1$ ,

$$f_1 = \min[\text{sum}(Q \cdot \sum_{i=1}^n x_{0ik} - \sum_{i=1}^n y_{ik} \cdot q_i)], \forall k \in S \quad (1)$$

最小化车辆负载差异  $f_2$ ,

$$f_2 = \min[\max(r_k \cdot \sum_{i=1}^n q_i \cdot y_{ik}) - \min(r_k \cdot \sum_{i=1}^n q_i \cdot y_{ik})], \forall r_k = 1 \quad (2)$$

最小化总配送时间  $f_3$ ,

$$f_3 = \min \sum_{k=1}^K (\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n x_{ijk} \cdot d_{ij} + \sum_{i=1}^n [z_i + m_i + \max(0, e_i - t_i)] \cdot y_{ik}) \quad (3)$$

其中:

$$\begin{cases} t_i = \sum_{i=1}^n y_{ik} \cdot m_i + d_{0i} \\ x_{0ik} = 1 \\ t_i = t_p + x_{pik} \cdot (z_p + d_{pi}) \\ x_{0ik} = 0, p = 1, \dots, n \end{cases}, \forall k \in S \quad (4)$$

其中:  $f_1$  为最小化车辆总空载量;  $f_2$  为最小化车辆负载差异,  $r_k$  为决策变量,当作业人员  $k$  被调用时  $r_k = 1$ , 否则  $r_k = 0$ ;  $f_3$  为最小化总配送时间;  $S$  为可调用作业人员集合,  $S = [1, \dots, K]$ ;  $i$  和  $j$  为工作站编号(当  $i=0$  或  $j=0$  时表示仓库);  $d_{ij}$  为作业人员从工作站  $i$  到工作站  $j$  的标准配送时间;  $t_i$  为作业人员到达工作站  $i$  的时间;  $x_{ijk}$  为决策变量,当作业人员  $k$  从工作站  $i$  到工作站  $j$  时其值取 1, 否则取 0;  $y_{ik}$  为决策变量,当作业人员  $k$  服务工作站  $i$  时

$y_{ik}$  为 1, 否则  $y_{ik}$  为 0。

b) 约束条件:

$$e_i \leq t_i \leq l_i, i = 1, \dots, n \quad (5)$$

$$\sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n \sum_{k=1}^K x_{ijk} = 1 \quad (6)$$

$$\sum_{i=1}^n q_i \cdot y_{ik} \leq Q, \forall k \in S \quad (7)$$

$$\sum_{i=1}^n y_{ik} \cdot (z_i + m_i) + \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n x_{ijk} \cdot d_{ij} \leq T, \forall k \in S \quad (8)$$

$$\sum_{i=0}^n x_{ipk} - \sum_{j=0}^n x_{pjk} = 0, \forall k \in S, p = 1, \dots, n \quad (9)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{0ik} \leq 1, \forall k \in S \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^n x_{0ik} = \sum_{j=1}^n x_{j0k}, \forall k \in S \quad (11)$$

$$x_{ijk} \in [0, 1], i, j = 1, \dots, n, k \in S \quad (12)$$

$$y_{ik} \in [0, 1], i = 1, \dots, n, k \in S \quad (13)$$

$$r_k \in [0, 1], k \in S \quad (14)$$

其中:式(1)~(3)为目标函数,依次表示最小化车辆总空载量、最小化车辆负载差异和最小化总配送时间;式(4)表示作业人员到达工作站的时间;式(5)表示到达工作站的时间符合时间窗约束;式(6)表示工作站在单次循环配送中只能被配送一次;式(7)表示物料配送过程中物料车不超载;式(8)表示作业人员返回仓库的时间不大于配送周期;式(9)表示作业人员到达某工作站后必须从该工作站出发;式(10)表示每名作业人员在单次配送过程中最多只调用一次;式(11)表示参与配送的作业人员必须回到仓库;式(12)~(14)表示决策变量取值范围。

## 2 标准教与学算法

标准教与学算法(Teaching learning based optimization, TLBO)是 Rao 等<sup>[11]</sup>于 2012 年提出的一种新型群智能优化算法,该算法模拟教师教学和学员相互学习两种班级学习活动实现算法的迭代寻优。TLBO 采用贪婪寻优策略,具有参数少和复杂度低的优点。TLBO 以班级为单位,用教师表示班级中成绩最好的个体,用学员表示班级中剩余个体,算法的整个寻优过程分为“教”阶段和“学”阶段,即教师教学和学员相互学习两个阶段:

a) “教”阶段。在 TLBO“教”阶段,用  $X_{\text{teacher}}$  表示班级中教师个体,教师个体分析自身成绩和班级平均成绩  $W$  的差异指导学员学习,提高学员成绩从而提高班级整体成绩。该过程通过下式实现:

$$\begin{cases} \mathbf{X}_a^{\text{new}} = \mathbf{X}_a + \text{rand} \cdot (\mathbf{X}_{\text{teacher}} - F \cdot W) \\ F = \text{round}(1 + \text{rand}(0, 1)) \end{cases},$$

其中:  $\mathbf{X}_a$  和  $\mathbf{X}_a^{\text{new}}$  分别表示第  $a$  个学员教学前与教学后的个体编码;  $W = \frac{1}{P} \cdot \sum_{a=1}^P \mathbf{X}_a$  表示班级平均成绩,  $P$  为班级规模;  $F$  表示教学因子, 决定平均值的变化程度, 其等概率取值为 1 或 2;  $\text{rand}$  是 0~1 之间的随机数;  $\text{round}$  表示四舍五入取整。

b)“学”阶段。在“教”阶段之后, 学员个体  $\mathbf{X}_a$  在班级中随机挑选一个个体  $\mathbf{X}_b (a \neq b)$ , 通过分析自身与  $\mathbf{X}_b$  的差异进行学习, 提高自身成绩。该过程通过下式实现。

$$\begin{cases} \mathbf{X}_a^{\text{new}} = \mathbf{X}_a + \text{rand}(\mathbf{X}_a - \mathbf{X}_b), f(\mathbf{X}_a) < f(\mathbf{X}_b) \\ \mathbf{X}_a^{\text{new}} = \mathbf{X}_a + \text{rand}(\mathbf{X}_b - \mathbf{X}_a), f(\mathbf{X}_b) \leq f(\mathbf{X}_a) \end{cases},$$

其中:  $\mathbf{X}_a^{\text{new}}$  为学习后学员个体编码;  $\text{rand}$  为 0~1 之间的随机数, 表示学员的学习因子;  $f(\mathbf{X}_a)$  和  $f(\mathbf{X}_b)$  分别表示学员  $a$  和学员  $b$  的成绩。

### 3 基于改进混合教与学算法的模型求解

TLBO 通过“教”和“学”两个阶段提高班级成绩, 在算法迭代后期存在种群多样性降低和易陷入局部最优等不足<sup>[12]</sup>。李杰等<sup>[12]</sup>针对上述不足, 提出一种融合辅导教学机制和分科目学习策略的改进教与学优化算法(Improved teaching learning based optimization, ITLBO), 并将其应用到参数辨识领域。虽然 ITLBO 提高了 TLBO 的寻优能力, 但 ITLBO 求解车间物料配送优化问题时仍存在种群多样性下降过快和易陷入局部最优的缺点。本文针对 ITLBO 求解车间物料配送优化问题时速度慢、精度低的缺点, 将随机惯性权重、局部寻优算子和变异算子引入到 ITLBO 中, 提出一种用于求解车间物料配送问题的改进混合教与学算法(IHTLBO)。现将 IHTLBO 求解车间物料配送优化问题的原理和步骤描述如下。

#### 3.1 个体编码

将 IHTLBO 应用到车间物料配送优化问题中, 首先需要对算法个体进行编码, 将物料配送方案与 IHTLBO 寻优方式对应起来。本文采用实数编码方式对个体进行编码<sup>[13]</sup>: 对  $n$  个工作站,  $K$  个配送人员的物料配送问题, 算法中每个个体对应一个  $1 \times n$  维向量, 该向量每一维元素取值区间为  $[1, K+1)$ , 元素的位置编号为工作站编号, 元素的整数部分表示服务工作站的配送人员编号。将具有相同整数部分的元素按小数部分升序排列作为工作站的服

务顺序。这样便把算法个体和物料配送方案对应起来。

#### 3.2 初始可行种群的产生

如果算法初始种群包含大量非可行个体, 则会导致算法在不可行解区域搜索多次, 浪费计算时间。因此本文按照下述方式产生初始可行种群:

步骤 1: 随机生成个体编码的小数部分  $G$ , 将  $G$  中数字升序排列得到工作站的配送顺序  $G'$ 。初始化安排工作站的次数  $h=1$  和配送人员编号禁忌表  $J$  为空。

步骤 2: 按配送人员编号顺序生成不在  $J$  中的配送人员  $u$  作为工作站  $G'(h)$  的配送人员。

步骤 3: 判断配送人员  $u$  的配送路线是否满足模型约束条件。若满足则令  $h=h+1$ ,  $J$  为空, 转步骤(4); 否则更新  $J=\{J, u\}$ , 转步骤 2。

步骤 4: 判断  $h$  是否大于总工作站数。若是则输出此个体编码, 否则返回步骤 2。

重复以上步骤  $P$  次得到  $P$  个初始可行个体。

#### 3.3 适应度函数的设计

根据式(1)~(3)确定的优化目标, 借鉴文献[14]多目标转换为单目标的思路, 本文设计适应度函数如下:

$$\begin{aligned} f &= (1 + \beta_1 f_1 + \beta_2 f_2)(f_3 + Me \sum_{i=1}^n \max(0, e_i - t_i)) + \\ &M(\sum_{i=1}^n \max(0, t_i - l_i) + \sum_{k=1}^K \max(0, \sum_{i=1}^n y_{ik} \cdot q_i - Q)) \end{aligned} \quad (15)$$

其中:  $\beta_1$  和  $\beta_2$  分别为总空载量惩罚和不平衡惩罚系数;  $Me$  为等待时间惩罚系数;  $M$  为超载或超时的惩罚系数。当  $\beta_1 = \beta_2 = 0$  时, 式(15)可转化为以总配送时间最短为目标的单目标优化问题求解; 当  $\beta_1 = 0, \beta_2 \neq 0$  或  $\beta_2 = 0, \beta_1 \neq 0$  时, 式(15)可转化为以总配送时间最短和负载均衡或作业人数最少为目标的多目标优化问题求解。

#### 3.4 引入随机惯性权重的辅导教学机制

在 TLBO 的“教”阶段, 教师仅分析自身成绩与班级平均成绩的差异来指导学员学习, 没有考虑教师与学员的个体差异, 因此文献[12]设计一种辅导教学机制, 即在教师进行班级教学的基础上, 增加教师个体单独指导学员学习的过程, 使学员个体快速向  $\mathbf{X}_{\text{teacher}}$  靠拢, 从而提高算法的收敛速度<sup>[12]</sup>。辅导教学机制通过下式实现:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_a^{\text{new}} &= \mathbf{X}_a + \text{rand} \cdot (\mathbf{X}_{\text{teacher}} - F \cdot W) + \\ &\text{rand} \cdot (\mathbf{X}_{\text{teacher}} - \mathbf{X}_a), \end{aligned}$$

辅导教学机制有效提高了算法的寻优速度,但辅导教学机制添加向教师个体学习的部分,导致算法种群多样性下降过快。本文将随机动态惯性权重引入到辅导教学机制中,平衡算法的开采与探测能力。随机动态惯性权重服从高斯分布<sup>[15]</sup>:即  $\omega \sim N(\theta, \varphi)$ 。随机动态惯性权重的取值如式(16)所示。随机动态惯性权重可以在算法运行过程中随机取得较大值或较小值,可以对个体进行一定的扰动。

$$\omega = \omega_{\min} + (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \cdot rand + \sigma \cdot N(0, 1) \quad (16)$$

其中:  $\omega_{\max}$  和  $\omega_{\min}$  分别表示惯性权重的最大值和最小值;  $\sigma$  用来控制惯性权重与期望值之间的偏差程度,  $\sigma$  一般取较小值保证惯性权重不过于大于 1<sup>[15]</sup>;  $N(0, 1)$  表示标准正态分布的随机数。改进后的辅导教学机制如式(17)所示:

$$\mathbf{X}_a^{\text{new}} = \omega_a \cdot \mathbf{X}_a + rand \cdot (\mathbf{X}_{\text{teacher}} - F \cdot W) + rand \cdot (\mathbf{X}_{\text{teacher}} - \mathbf{X}_a) \quad (17)$$

其中:  $\omega_a$  表示第  $a$  个个体的惯性权重,其值由公式(16)确定。

贪婪寻优策略:个体每更新一次就对个体评价一次,如果更新后个体适应度值下降,则令  $\mathbf{X}_a = \mathbf{X}_a^{\text{new}}$ , 否则保持  $\mathbf{X}_a$  不变。

### 3.5 分科目学习策略

在 TLBO 的“学”阶段,如果经过学习后个体适应度值下降,则个体所有科目都会更新,忽略了单个科目对个体适应度值的影响,从而降低了算法的收敛精度。本文采用分科目学习策略克服 TLBO 的这一缺陷<sup>[12]</sup>。分科目学习策略:个体在班级中随机挑选一个个体作为学习对象,每次只选择一个科目(一维变量)进行学习,若学习后个体适应度值下降,则更新该个体,否则保留原个体不变,接着对下一科目进行学习。这种个体单维学习方式可以有效提高个体的学习能力,提高算法的收敛精度。分科目学习策略如式(18)所示:<sup>[12]</sup>

$$\begin{cases} \mathbf{X}_a^{\text{new}}(w) = \mathbf{X}_a(w) + rand \cdot (\mathbf{X}_a(w) - \mathbf{X}_b(w)), f(\mathbf{X}_a) < f(\mathbf{X}_b) \\ \mathbf{X}_a^{\text{new}}(w) = \mathbf{X}_a(w) + rand \cdot (\mathbf{X}_b(w) - \mathbf{X}_a(w)), f(\mathbf{X}_b) \leq f(\mathbf{X}_a) \end{cases} \quad (18)$$

其中:  $\mathbf{X}_a^{\text{new}}(w)$  表示第  $a$  个个体学习后的第  $w$  维变量;  $\mathbf{X}_a(w)$  表示第  $a$  个个体第  $w$  维变量;  $\mathbf{X}_b(w)$  表示第  $b$  个个体第  $w$  维变量;  $f(\mathbf{X}_a)$  和  $f(\mathbf{X}_b)$  分别表示第  $a$  个个体和第  $b$  个个体的适应度值。

### 3.6 教师个体局部寻优

ITLBO 中教师个体随机挑选学习对象,不利于教师个体的局部寻优。因此本文在分科目学习阶段

之后,利用  $\mathbf{X}_{\text{teacher}}$  和最好学员个体  $\mathbf{X}_{\text{sbest}}$  的差分结果指导  $\mathbf{X}_{\text{teacher}}$  进行局部寻优,加快算法收敛。具体操作如下:

$$\mathbf{X}_{\text{teacher}}^{\text{new}} = \mathbf{X}_{\text{teacher}} + \alpha \cdot s_v (\mathbf{X}_{\text{teacher}} - \mathbf{X}_{\text{sbest}}) \quad (19)$$

$$s_{v+1} = s_v \left(1 - \frac{v}{V_{\max}}\right) \quad (20)$$

其中:  $\alpha$  是服从  $[-1, 1]$  均匀分布的随机数,主要用于控制局部搜索的方向;  $v$  是当前迭代次数;  $s_v$  是第  $v$  次迭代时的缩放因子,其随迭代次数的增加而减小,目的是在算法迭代初期教师个体有较大的局部搜索范围,后期有较小的局部搜索范围;  $V_{\max}$  为最大迭代次数。通过上述公式得到新教师个体后,根据 3.4 节贪婪寻优策略判断是否接受新教师个体。

### 3.7 变异算子

针对车间物料配送离散化的特点,在算法中定义如下三种变异算子用于个体领域搜索,加快算法收敛:

a) 元素互换:随机挑选个体编码序列中两个不同元素,交换两个元素的位置。

b) 元素逆转:随机挑选个体编码序列中两个不同元素,逆转排列两者间的元素。

c) 元素插入:随机挑选个体编码序列中两个不同元素,将其随机插入到个体的其他位置。

将通过上述三种变异算子产生的最优个体  $\mathbf{X}_{\text{tbest}}$  与原个体  $\mathbf{X}_a$  比较,若个体适应度值有所下降则令  $\mathbf{X}_a = \mathbf{X}_{\text{tbest}}$ , 否则保持  $\mathbf{X}_a$  不变。

### 3.8 IHTLBO 求解车间物料配送问题流程

算法流程简图如图 2 所示。

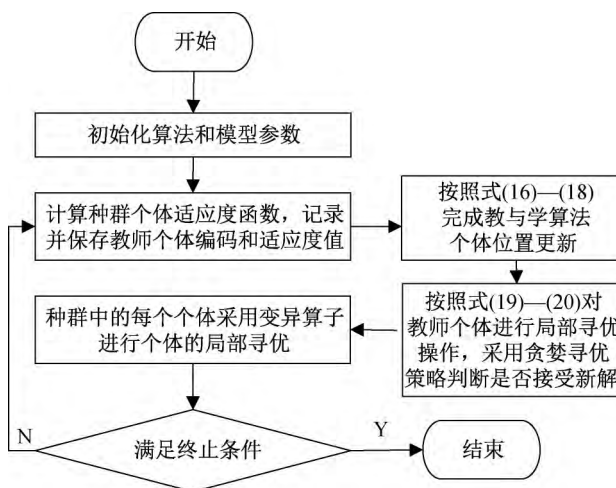


图 2 算法流程简图

算法具体实现步骤如下:

步骤 1: 初始化算法模型参数: 初始化最大迭代次数  $V_{\max}$ , 种群规模  $P$ , 惯性权重最大值  $\omega_{\max}$  和最

小值  $\omega_{\min}$ ，配送人员等待惩罚系数  $Me$  和超载超时惩罚系数  $M$  等。

步骤 2:按照 3.2 小节的方法随机初始化种群  $GEN(v), v=1$ 。

步骤 3:按照式(15)计算种群个体适应度值,选择适应度值最小的个体作为教师个体,保存其适应度值和个体编码。

步骤 4:按照式(16)—(18)执行“教”与“学”阶段寻优操作。

步骤 5:按照式(19)—(20)对教师个体进行局部寻优,并判断是否接受新教师个体。

步骤 6:运用 3.7 节的三种变异算子对种群中

每个个体进行领域搜索。

步骤 7:判断算法是否达到终止条件,若达到则输出种群最优个体,否则转步骤 3。

4 仿真实验与分析

4.1 案例计算

本文以某叉车装配车间物料配送实例为仿真对象。该车间共 16 个工作站,补料周期 15 分钟,物料车限定容量 10 箱/辆,假设可调用的作业人数为工作站数,即最多可调用 16 名配送作业人员。表 1 所示为工作站间的标准配送时间,表 2 所示为各工作站的基本需求信息。

表 1 工作站间的标准配送时间

起点	终点															
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
0	0	120	60	180	120	80	60	100	137	125	140	130	150	100	60	65
1	120	0	136	137	50	80	67	37	104	67	40	32	111	89	164	135
2	60	136	0	53	164	104	130	152	57	145	140	122	135	49	73	15
3	180	137	53	0	148	135	155	163	33	168	155	112	173	58	125	67
4	120	50	164	148	0	129	116	80	116	115	87	42	161	116	206	167
5	80	80	104	135	129	0	29	69	112	45	56	96	40	78	97	94
6	60	67	130	155	116	29	0	45	128	15	32	91	44	97	126	122
7	100	37	152	163	80	69	45	0	131	38	14	69	88	109	164	148
8	137	104	59	33	116	112	128	131	0	139	124	79	15	35	125	69
9	125	67	145	168	115	45	15	38	139	0	28	95	52	110	142	137
10	140	40	140	155	87	56	32	14	124	28	0	69	77	100	151	136
11	130	32	122	112	42	96	91	69	79	95	69	0	132	74	164	125
12	150	111	135	173	161	40	44	88	151	52	77	132	0	116	106	123
13	100	89	49	58	116	78	97	109	35	110	100	74	116	0	100	51
14	60	164	73	125	206	97	126	164	125	142	151	164	106	100	0	59
15	65	135	15	67	167	94	122	148	69	137	136	125	123	51	59	0
16	75	173	93	146	217	100	127	169	144	141	155	177	100	116	21	79

表 2 工作站基本需求信息

工作站 编号	物料需求 量/箱	备料时 间/s	服务时 间/s	开始时 间窗/s	结束时 间窗/s
1	3	30	25	127	607
2	3	25	27	62	542
3	1	30	10	209	689
4	2	40	20	148	628
5	2	25	25	104	584
6	3	20	21	62	542
7	3	19	21	114	594
8	1	25	29	147	627
9	3	30	35	152	632
10	1	28	32	146	626
11	2	50	32	131	611
12	2	40	29	183	663
13	2	29	14	116	596
14	2	28	35	79	559
15	2	17	8	71	551
16	3	22	10	82	562

采用 Matlab 编写 IHTLBO、ITLBO<sup>[12]</sup> 和 TLBO

程序对模型进行求解,算法模型参数如下:种群规模  $P=100$ ;最大进化代数  $V_{\max}=500$ ;惯性权重  $\omega_{\max}$  和  $\omega_{\min}$  属于  $[0,0.2]$ ;总空载量和不平衡惩罚系数  $\beta_1=\beta_2=0.05$ ;等待惩罚系数  $Me=20$ ;超时或超载惩罚系数  $M=50000$ 。IHTLBO、ITLBO<sup>[12]</sup> 和 TLBO 迭代曲线如图 3 所示。

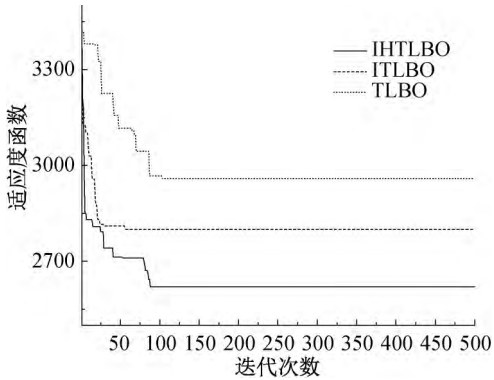


图 3 IHTLBO、ITLBO 和 TLBO 迭代曲线

由图3可知,IHTLBO求解波动相对平稳,不易陷入局部最优,算法在第88代收敛到最优状态,最优状态的适应度值为2620.8;ITLBO在第57代收敛到最优状态,最优状态适应度值为2800.2;TLBO在第103代收敛到最优状态,最优状态适应度值为2959.2。因此IHTLBO在求解物料配送优

化问题时波动平稳,收敛精度高。

为便于描述不同优化目标下的配送方案,将以作业人数、车辆负载均衡和总配送时间为目标的优化方案定义为方案一,将以车辆负载均衡和总配送时间为目标的优化方案定义为方案二,将以总配送时间为目标的优化方案定义为方案三。三种方案如表3所示。

表3 不同优化目标下的配送方案

方案编号	作业人数	人员编号	工作站服务顺序	装载量/箱	不平衡度	配送时间/s	总配送时间/s
方案一	4	1	0-2-3-8-13-15-0	9	1	511	2016
		2	0-7-9-6-0	9		359	
		3	0-4-11-1-10-0	8		631	
		4	0-14-16-12-5-0	9		515	
方案二	5	1	0-16-14-15-0	7	0	340	2137
		2	0-7-10-9-0	7		432	
		3	0-13-8-3-2-0	7		470	
		4	0-5-12-6-0	7		384	
		5	0-4-11-1-0	7		511	
方案三	6	1	0-2-3-8-13-15-0	9	8	511	1946
		2	0-5-12-9-6-0	10		472	
		3	0-16-0	3		107	
		4	0-11-1-10-7-0	9		553	
		5	0-14-0	2		123	
		6	0-4-0	2		180	

从表3的对比中可以得出:

a)方案一调用的作业人数最少,即需要最少的人员调用成本。方案一相对方案三,总配送时间增加70s,由于车间工作站间的距离较短,增加的时间成本相对于人员调用成本可忽略不计,因此方案一的配送成本最低。同时方案一和方案二相对方案三,车辆负载较为均衡,可以提高配送质量。例如,当工作站5的物料需求量由2箱增加至3箱时,方案三( $10+1>10$ )需要重新规划路线或额外调用配送人员,而方案一( $9+1=10$ )和方案二( $7+1<10$ )不需要重新规划路线或额外调用配送人员,提高了配送的质量。通过上述分析可知,本文构建的模型能有效降低物料配送成本,提高配送质量。

b)方案一相对方案二,方案一的不平衡度有所增加,但是作业人数减少一名,表明作业人数和负载均衡之间存在一定的相关性,过分强调车辆负载均衡可能导致作业人数增多。

c)方案二相对方案三,方案三的不平衡度增加8,总配送时间减少191s,表明负载均衡与总配送时间之间存在一定的相关性,过分强调车辆负载均衡可能导致总配送时间增多。

d)方案一相对方案三,方案一作业人数减少2名,总配送时间增加70s,表明作业人数和总配送时间之间存在一定的相关性,过分强调作业人数最少可能导致总配送时间增多。

#### 4.2 算法对比分析

为进一步验证IHTLBO的优越性,对上述案例分别采用粒子群算法(PSO)、遗传算法(GA)、标准教与学算法(TLBO)、改进教与学算法(ITLBO)<sup>[12]</sup>和改进混合教与学算法在Matlab中进行求解。其中,PSO惯性权重大小 $\omega=0.9$ ,学习因子 $c_1=c_2=2$ ;GA的交叉概率 $P_c=0.8$ ,变异概率 $P_m=0.1$ ;五种算法种群规模 $P=100$ ,最大迭代次数 $V_{\max}=500$ ;将上述五种算法各运行10次,取最优结果如表4所示。

表4 五种算法最优结果

算法类型	PSO	GA	TLBO	ITLBO <sup>[12]</sup>	IHTLBO
适应度函数	2878.2	2649.4	2884.7	2620.8	2620.8
收敛代数	339	451	94	343	72

由表4可知,IHTLBO相对PSO、GA、TLBO和ITLBO,对于车间物料配送优化问题具有很好的适配性,能够在较少迭代次数内获得更为理想的优化结果。

## 5 结束语

本文针对带时间窗的负载均衡车间物料配送优化问题,提出一种综合考虑配送作业人数、车辆负载均衡和总配送时间的多目标车间物料配送优化模型,同时将随机惯性权重、辅导教学机制、分科目学习策略、局部寻优算子和变异算子等引入到教与学算法中,设计一种改进混合教与学算法求解该模型。以某叉车装配车间的物料配送实例为仿真对象进行仿真实验,仿真结果验证了本文模型和算法的有效性。仿真结果表明:在车间物料配送过程中,配送作业人数、车辆负载均衡和总配送时间三者间存在一定的相关性;IHTLBO 相对 GA、PSO、TLBO 和 ITLBO,在求解车间物料配送问题时具有较好的寻优精度和寻优效率。

本文仅构建了静态的车间物料配送优化问题相应模型和算法,将本文模型和算法应用到物料需求呈动态变化、工作站时间窗需求模糊化和同时取送货等复杂类型的物料配送优化问题是下一步的研究方向。

### 参考文献:

- [1] 刘凯,牛江川,申永军,等.基于改进蚁群算法的装配线 VRPTD 问题研究[J]. 石家庄铁道大学学报(自然科学版), 2017, 30(3):55-61
- [2] Gao G B, Zhang G J, Huang G, et al. Solving material distribution routing problem in mixed manufacturing systems with a hybrid multi-objective evolutionary algorithm[J]. Journal of Central South University, 2012, 19(2): 433-442.
- [3] 李晋航,黄刚,贾艳.多模糊信息条件下的物料配送路径规划问题研究[J]. 机械工程学报, 2011, 47(1):124-131.
- [4] 王楠,李世其,王峻峰.带时间窗的汽车总装线物料配送路径规划[J]. 工业工程, 2012, 15(2):94-99.
- [5] 陈广胜,董宝力.基于改进遗传算法的物料配送多目标优化模型研究[J]. 现代制造工程, 2017(7):114-120.
- [6] Solomon M M. Algorithms for the vehicle routing and scheduling problems with time window constraints[J]. Operations Research, 1987, 35(2):254-265.
- [7] 王涛,倪静.改进智能水滴算法求解混合时间窗车辆路径问题[J]. 科技管理研究, 2019, 39(11): 246-253.
- [8] 李加玲,钱吴永.基于软时间窗的车间物料配送调度优化研究[J]. 物流技术, 2016, 35(12): 135-140.
- [9] 王超,刘超,穆东,等.基于离散布谷鸟算法求解带时间窗和同时取送货的车辆路径问题[J]. 计算机集成制造系统, 2018, 24(3): 570-582.
- [10] 章勋宏,贾国柱,孔继利.考虑零件三维装载约束带时间窗的循环取货路径问题研究[J]. 管理工程学报, 2014, 28(4): 207-218.
- [11] Rao R V, Savsani V J, Vakharia D P. Teaching-learning-based optimization: An optimization method for continuous non-linear large scale problems[J]. Information Sciences, 2012, 183(1):1-15.
- [12] 李杰,王艳,纪志成.基于改进教与学优化算法的永磁同步电机参数辨识[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(2): 393-401.
- [13] 吴斌,蔡红,樊树海,等.双倍体差分进化粒子群算法在 VRPSDP 中的应用研究[J]. 系统工程理论与实践, 2010, 30(3):520-526.
- [14] 贺政纲,刘沙.考虑均衡负载的车辆路径问题及算法设计[J]. 工业工程, 2015, 18(4):140-145.
- [15] 周欢,李煜.具有动态惯性权重的布谷鸟搜索算法[J]. 智能系统学报, 2015, 10(4):645-651.

(责任编辑:康 锋)