

基于模糊聚类的冷轧合同组批优化方法

潘瑞林[†], 王学敏, 暴伟, 李德鹏, 茹伟

(安徽工业大学 管理科学与工程学院, 安徽 马鞍山 243032)

摘要: 针对冷轧企业大批量生产模式与多品种、小批量的市场需求之间存在的矛盾, 建立以合同交货期差异度、工艺路线差异度和调整次数最小化为目标, 同时满足批次重量、出(入)口宽度、出(入)口厚度、抗拉强度等工艺约束的冷轧合同组批模型, 构建了基于改进粒子群的模糊聚类算法并进行求解. 利用国内某冷轧企业实际生产数据对所提出模型和算法进行了验证, 结果表明, 所提出的方法优于FCM算法, 能够满足企业批量计划的需求.

关键词: 冷轧; 合同组批; 模糊聚类; 改进粒子群算法

中图分类号: TP399

文献标志码: A

Optimization method of order batching for cold rolling based on fuzzy clustering

PAN Rui-lin[†], WANG Xue-min, BAO Wei, LI De-peng, RU Wei

(School of Management Science and Engineering, Anhui University of Technology, Maanshan 243032, China)

Abstract: Nowadays, one of the most important challenges faced by cold-rolling mills industries is the adjustment of the production mode in order to satisfy market requirements subjected to fluctuations over time, mainly product varieties, demands, etc. Therefore, an order batching model including three objectives is proposed, which are to minimize the difference of delivery, the difference of process route, and adjustment times of mills. Meanwhile, the model meets the requirements of process constraints such as the weight, the width of outlet(inlet), the thickness of outlet(inlet), and the tensile strength. And then a fuzzy clustering algorithm based on an improved particle swarm optimization which is used to solve the model is established. Experiments with real data of a cold-rolling mills production processes indicate that the proposed model and algorithm are superior to the FCM algorithm and can meet the requirement of the batch planning.

Keywords: cold rolling; order batching; fuzzy clustering; improved particle swarm algorithm

0 引言

冷轧企业的生产过程较为复杂, 产品除经过轧制外, 通常还需要脱脂、退火、平整、剪切和涂镀等工序. 冷轧企业组织生产一般是大批量的, 而市场的产品需求则是多品种、小批量的, 因此, 若要保持生产的连续性, 则需要不断地调整冷轧机组及运行方式. 为了解决生产模式与市场需求之间的矛盾, 冷轧企业通常采用组批的方式组织生产, 以减少机组的调整频率, 降低成本, 从而提高冷轧生产线的整体作业水平.

组批的本质是组合优化问题, 其建模方法可以大致分为两类: 运筹学方法^[1-6]和聚类方法^[7-13], 求解方法主要包括多目标蚁群算法^[14]、遗传算法^[15]等智能优化算法以及各种聚类算法. 文献[16]提出了混合模

型子空间聚类方法, 以合同中待加工钢卷的宽度、冷轧机组的入口厚度、出口厚度以及合同的交货期为约束, 对生产合同进行组批. 文献[17]研究了转运线产品的优化组批、排序和机器利用率等问题, 提出了一种以最小化总处理时间(包括工装更换时间、输送时间、重新装载时间等)为目标函数的混合整数规划模型. 文献[18]以分拣区的负荷平衡和最小化总批次数为目标建立了仓储分拣系统订单组批模型, 并在FlexSim仿真系统应用群体遗传算法进行求解. 从上述文献来看, 模型中的约束条件大多没有同时体现合同的出(入)口宽度、出(入)口厚度、抗拉强度等关键因素, 目标函数大多没有考虑工艺路线. 另外, 虽然目前优化算法与聚类算法有一定的结合, 但适用于冷轧

收稿日期: 2015-10-10; 修回日期: 2016-02-06.

基金项目: 国家自然科学基金项目(71172219, 71302056); 安徽省科技厅软科学重大项目(1502052006).

作者简介: 潘瑞林(1973—), 男, 副教授, 博士, 从事生产运作管理、智能优化算法等研究; 王学敏(1992—), 女, 硕士生, 从事生产运作管理的研究.

[†]通信作者. E-mail: rlpn@163.com

合同组批方面的却很少. 从钢铁企业调研中发现, 由于组批时考虑的因素较多, 目前多采用人机交互的方式, 容易造成宽度、厚度以及抗拉强度等因素跳跃较大, 违反工艺约束等问题.

本文以合同交货期差异度、工艺路线差异度和调整次数最小化为目标, 以待加工钢卷的批次重量、出(入)口宽度、出(入)口厚度、抗拉强度为约束建立冷轧合同组批数学模型. 在模型求解过程中, 提出了合同交货期余弦差异度和工艺路线差异度的计算方法, 并设计了基于改进粒子群的冷轧合同组批模糊聚类算法. 以国内某冷轧企业为案例对模型和算法进行了验证, 取得了满意的效果.

1 冷轧合同组批模型

1.1 合同组批编制流程

合同组批即根据合同的规格、交货期以及生产工艺等因素将其划分为多个批次, 然后按批次进行排产, 以减少批次间及批次内的调整次数, 从而充分发挥各机组的产能优势, 提高现有资源的利用率. 从 CIMS 的框架来看, 合同组批位于生产计划的上层, 是编制生产计划的前提条件, 组批结果的好坏直接决定了生产计划的执行效率. 若组批时引入生产计划需要考虑的诸如重量、宽度、厚度和抗拉强度等因素, 则可以实现组批与生产计划的无缝集成, 利于生产管理者的理解和接受, 可操作性较强.

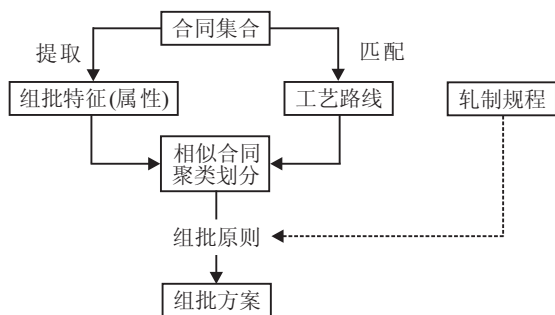


图 1 冷轧合同组批编制流程

图 1 为冷轧合同组批编制流程, 主要考虑合同规格、轧制规程、工艺路线等因素, 其中合同规格的主要属性有钢种、出(入)口宽度、出(入)口厚度和抗拉强度等. 由于钢种和抗拉强度具有较强的耦合关系, 本文选取抗拉强度作为组批属性, 若不同钢种的抗拉强度在一定范围内, 则可以进行组批.

将合同集合根据组批原则划分为若干个子集合(批次), 则组批问题可以转化为聚类问题. 本文将采用聚类的思想建立组批优化数学模型.

1.2 符号定义

$i = 1, 2, \dots, I$ 表示形成的聚类中心(批次);

$j = 1, 2, \dots, N$ 表示合同编号;

U_i 表示第 i 个批次所包含的合同集合;

$|U_i|$ 表示批次 i 中包含的合同数;

ω_{ij} 表示合同 j 对聚类中心 i 的隶属程度;

Ω 表示隶属度矩阵, $\Omega = \{\omega_{ij}, 1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq N\}$;

d_{ij} 表示聚类中心 i 到合同 j 的距离;

λ_j 是拉格朗日算子;

m 是模糊指数;

W_j 为合同 j 的原料入口宽度;

F_i 为批次 i 内所有合同原料入口的最大宽度差;

W'_j 为合同 j 的产品出口宽度;

F'_i 为批次 i 内的产品出口最大宽度差;

H_j 为合同 j 的原料入口厚度;

a 为原料入口厚度分界点;

Q_i, Q'_i 为批次 i 内的原料入口最大厚度差;

H'_j 为合同 j 的产品出口厚度;

b 为产品出口厚度分界点;

Y_i, Y'_i 为批次 i 内的产品出口最大厚度差;

σ_{bj} 为合同 j 的抗拉强度;

Z 为批次内抗拉强度最大比值;

M_j 表示合同 j 的重量;

P 表示每个批次的重量限制;

G_i 表示批次 i 中相邻合同的交货期差异度;

S_i 表示批次 i 中包含不同规格合同时导致生产机组调整的次数;

j, k 表示批次 i 中的合同编号;

$R_{j,k}$ 表示合同 j 与 k 工艺路线的差异度;

α, β 与 γ 分别表示合同交货期差异度、机组调整次数、工艺路线差异度的权重.

1.3 数学模型

基于冷轧生产合同和生产工艺的要求, 分别建立聚类过程目标函数与聚类评估目标函数.

目标函数

$$E(\Omega) = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^N ((\omega_{ij})^m \cdot d_{ij}^2) + \sum_{j=1}^N \lambda_j \cdot \left(1 - \sum_{i=1}^I \omega_{ij}\right), \quad (1)$$

$$E(G, S, R) = \min \left(\sum_{i=1}^I \left(\alpha \cdot G_i + \beta \cdot S_i + \gamma \cdot \left(\sum_{j,k \in U_i} R_{j,k} \right) / C_{|U_i|}^2 \right) \right). \quad (2)$$

约束条件

$$\alpha + \beta + \gamma = 1; \quad (3)$$

$$\sum_{j \in U_i} M_j \leq P; \quad (4)$$

$$\max_{j \in U_i} W_j - \min_{j \in U_i} W_j \leq F_i; \quad (5)$$

$$\max_{j \in U_i} W'_j - \min_{j \in U_i} W'_j \leq F'_i; \quad (6)$$

$$\begin{cases} \max_{j \in U_i} H_j - \min_{j \in U_i} H_j \leq Q_i, H_j > a; \\ \max_{j \in U_i} H_j - \min_{j \in U_i} H_j \leq Q'_i, H_j \leq a; \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} \max_{j \in U_i} H'_j - \min_{j \in U_i} H'_j \leq Y_i, H'_j > b; \\ \max_{j \in U_i} H'_j - \min_{j \in U_i} H'_j \leq Y'_i, H'_j \leq b; \end{cases} \quad (8)$$

$$\max_{j \in U_i} \sigma_{bj} / \min_{j \in U_i} \sigma_{bj} \leq Z. \quad (9)$$

式(1)是聚类过程目标函数,第1项表示生产合同与聚类中心的距离,第2项为 ω_{ij} 的控制项;式(2)是聚类评估目标函数,保证组批结果中合同的交货期相近,工艺路线相似且机组调整最少,第1项为批量合同交货期差异度,第2项为批量合同的机组调整次数,第3项为批量合同工艺路线差异度;式(3)为交货期差异度、调整次数、工艺路线差异度的权重约束;式(4)为组批形成的批量合同的重量限制;式(5)、(6)分别为原料入口、产品出口宽度差的约束;式(7)、(8)分别为原料入口、产品出口厚度差的约束;式(9)是原料抗拉强度的变化约束。

合同交货期差异度 G_i 由下式求得:

$$G_i = \sum_{j=1}^{|U_i|-1} \cos\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{g_j \cap g_{j+1}}{g_j \cup g_{j+1}}\right), \quad (10)$$

合同的交货期属性以区间表示.其中: g_j 表示合同 j 的交货期窗口大小, $g_j \cap g_{j+1}$ 表示相邻合同的重叠交货期, $g_j \cup g_{j+1}$ 表示相邻合同的最大交货期. G_i 越小,表示批次 i 内相邻两个合同的交货期相似度越大。

工艺路线差异度 $R_{j,k}$ 由下式求得:

$$R_{j,k} = 1 - \frac{L_{j,k}}{\max(\text{len}(j), \text{len}(k))}. \quad (11)$$

其中: $L_{j,k}$ 表示合同 j, k 工艺路线中公共子序列的长度; $\text{len}(j), \text{len}(k)$ 分别表示合同 j, k 的工艺路线长度. $R_{j,k}$ 越大,表示合同 j, k 工艺路线的差异度越大。

式(10)和(11)分别用来计算交货期和工艺路线两个区间型变量的距离,而对于宽度、厚度和抗拉强度连续型变量的距离宜采用欧氏距离公式来计算.本文根据实际问题,综合式(10)和(11),设计如下公式来实现式(1)中的聚类中心 i 到合同 j 的距离 d_{ij} :

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{d=1, d \neq p}^D (v_{id} - x_{jd})^2 + \cos\left(\frac{\pi}{2} \cdot \frac{g_i \cap g_j}{g_i \cup g_j}\right) +$$

$$\left(1 - \frac{L_{i,j}}{\max(\text{len}(i), \text{len}(j))}\right). \quad (12)$$

其中: $d = 1, 2, \dots, D$ 表示合同的属性维度序号; v_{id} 表示第 i 个聚类中心的第 d 维属性; x_{jd} 表示第 j 个合同的第 d 维属性; p 为包含交货期和工艺路线属性的集合.式(12)即为混合型样本间距离公式。

2 基于改进粒子群的冷轧合同组批聚类算法

2.1 模糊 C 均值算法和改进粒子群算法

模糊 C 均值聚类算法是一种广泛使用的划分方法.考虑一个样本集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$,将其划分为 I 个子集合, I 是大于1的正整数.对于任一子集合,可用聚类中心 i 和隶属程度 ω_{ij} 两个参数来描述, $\omega_{ij} > 0, \sum_{i=1}^I \omega_{ij} = 1, 1 \leq j \leq n$.对于任何一个样本,根据该样本到所有聚类中心的隶属度来判断该样本划分到某一聚类中。

粒子群优化算法是一种源于对鸟群觅食行为模拟的群体智能方法.基于种群操作的粒子群优化算法初始为均匀分布于解空间的若干可能解,具有很强的全局搜索能力,不易陷入局部区域,收敛速度很快.与遗传算法相比,粒子群算法简单、容易实现、需要设置的参数较少、不需要经过交叉、变异等操作,优化结果甚至优于遗传算法.与蚁群算法相比,粒子群算法能够保留个体和全局的最优信息,并利用最优信息指导进一步搜索。

为了使得粒子群算法具有更强的寻优能力,文献[19]在粒子速度更新方程中加入了邻域信息,每次迭代中邻域信息进行动态更新,符合以全局为主、邻域为辅的寻优原则.为了在全局搜索与局部搜索之间取得更好的平衡,文献[20]构造了3种非线性惯性权重递减策略.本文将文献[20]中 w_2 -PSO策略与文献[19]进行整合,得到粒子的速度、位移和惯性权重更新公式如下:

$$w = (w_{\text{start}} - w_{\text{end}}) \cdot \left(\frac{t}{t_{\text{max}}}\right)^2 + (w_{\text{end}} - w_{\text{start}}) \cdot \left(\frac{2t}{t_{\text{max}}}\right) + w_{\text{start}}, \quad (13)$$

$$v_i(t+1) = w \cdot v_i(t) + c_1 \cdot r_1(t) \cdot (p_i(t) - x_i(t)) + \frac{c_2 \cdot r_2(t)(p_g(t) - x_i(t))}{t} + \frac{c_3 \cdot r_3(t)(p_{il}(t) - x_i(t)) \cdot (t-1)}{t}, \quad (14)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1). \quad (15)$$

其中: v_i, x_i 分别表示第 i 个粒子的速度和位移; c_1, c_2 和 c_3 是学习因子; r_1, r_2 和 r_3 是均匀分布在(0,1)区

间的随机数; w 是惯性权重; w_{start} 和 w_{end} 分别是初始惯性权重和最大迭代次数的惯性权重; p_i 是第 i 个粒子个体极值, p_{il} 是粒子 i 的局部最优值, p_g 是粒子群的全局极值; t 是当前迭代次数, t_{max} 是最大迭代次数.

模糊聚类算法实现简单、快速, 而且能够有效处理大数据集, 但是存在诸多问题, 如: 算法对初始聚类中心敏感、收敛速度慢、易陷入局部最优等. 为了弥补模糊聚类算法的缺陷, 本文提出一种基于改进粒子群的冷轧合同组批模糊聚类算法, 既能充分发挥粒子群优化算法的全局搜索能力, 又能避免模糊聚类算法陷入局部最优.

2.2 算法关键技术设计

粒子编码、适应度函数和隶属度矩阵更新是算法中 3 个关键技术, 具体设计如下.

1) 粒子编码.

聚类算法的关键是确定聚类中心. 粒子编码时, 随机选取 I 个样本作为初始聚类中心并组成一个粒子. 按照这种方式生成指定规模的初始粒子群.

2) 适应度函数.

任一粒子都是由 I 个聚类中心直接组成, 因此每个粒子代表一种聚类方式, 其适应度值大小表示样本集在该聚类方式下聚类效果的优劣. 目标函数 (2) 是所有批次的合同交货期差异度、调整次数、工艺路线差异度之和, 是对聚类结果的评价, 因此, 选取目标函数 (2) 作为算法的适应值函数.

3) 隶属度矩阵更新.

本文提出的算法将改进的粒子群算法与模糊聚类算法相结合从而获得最优聚类结果, 因此, 选取目标函数 (1) 作为该算法的聚类过程目标函数; 当使用粒子群算法获得聚类中心 i 后, 目标函数 (1) 中 d_{ij} 可由式 (12) 计算得到, 此时可将其视为一常数. 利用 Lagrange 乘数法对式 (1) 进行求导可得隶属度 ω_{ij} , 即

$$\begin{cases} \frac{\partial E}{\partial \lambda_j} = \sum_{j=1}^N \left(1 - \sum_{i=1}^I \omega_{ij}\right) = 0, \\ \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^I (m \cdot d_{ij}^2 \cdot \omega_{ij}^{m-1}) - \sum_{j=1}^N \lambda_j = 0. \end{cases}$$

整理可得

$$\begin{cases} 1 - \sum_{i=1}^I \omega_{ij} = 0, \\ \sum_{i=1}^I (m \cdot d_{ij}^2 \cdot \omega_{ij}^{m-1}) - \sum_{j=1}^N \lambda_j = 0, \end{cases}$$

从而求得

$$\omega_{ij} = \begin{cases} 1 / \sum_{k=1}^I \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}}\right)^{\frac{2}{m-1}}, & d_{ij} \neq 0; \\ 1, & d_{ij} = 0, k = j; \\ 0, & d_{ij} = 0, k \neq j. \end{cases} \quad (16)$$

式 (16) 中的第 2、第 3 项表明: 当聚类中心 i 到合同 j 的距离 $d_{ij} = 0$ 时, 合同 j 的位置与聚类中心的位置重合, 此时合同 j 一定完全隶属于聚类中心 i , 即 $\omega_{ij} = 1$, 合同 j 对于其余聚类中心的隶属度 $\omega_{ij} = 0$; 当聚类中心 i 到合同 j 的距离 $d_{ij} \neq 0$ 时, 由式 (16) 的第 1 项计算隶属度矩阵可使式 (1) 达到最小值.

2.3 算法步骤

基于改进粒子群的冷轧合同组批模糊聚类算法的具体步骤设计如下.

Step 1: 初始化算法参数.

Step 2: 初始化粒子群. 由 N 个具有 D 维属性的合同构成一个 $N \times D$ 维的样本集. 随机选择 I 个样本作为初始聚类中心并构成聚类中心集合 V , 重复该过程直至产生初始粒子群为止.

Step 3: 计算各样本到各聚类中心的距离. 对于粒子 j , 首先将粒子编码根据其生成规律解析成 I 个聚类中心编码; 然后由式 (10) 和 (11) 计算 G_i 和 $R_{j,k}$; 最后由式 (12) 计算 d_{ij} .

Step 4: 更新隶属度矩阵. 当隶属度 ω_{ij} 按式 (16) 迭代时, 目标函数 (1) 取值最小. 结合 Step 3 得到的 d_{ij} 和式 (16) 重新计算 ω_{ij} 并更新隶属度矩阵 Ω .

Step 5: 解析聚类结果. 根据 Step 4 得到的 Ω , 结合式 (4)~(9), 得到该隶属度矩阵所对应的组批结果.

Step 6: 适应值评价. 根据 Step 5 的聚类结果, 将目标函数 (2) 计算所得的结果作为粒子的适应度值. 本文规定, 批次内合同规格不相同时需要调整.

Step 7: 更新粒子的惯性权重、速度和位移. 首先按照式 (13) 更新惯性权重; 然后按照式 (14) 调整粒子的飞行速度, 并判断是否超过最大速度 v_{max} , 若超过, 则用 v_{max} 取代; 最后按照式 (15) 更新粒子的位移, 并判断是否超过论域空间边界, 若超过, 则该粒子的位移用原值取代.

Step 8: 更新粒子和种群的最好位置. 将粒子的当前位置与其最好位置进行比较, 选择较优的位置作为该粒子的最好位置. 从种群的所有粒子中选出最好位置与当前种群的最好位置比较, 并将较优的作为当前种群的最好位置.

Step 9: 终止条件判断. 若算法达到了指定的迭代次数, 算法结束; 否则返回 Step 3.

Step 10: 结果输出, 包括最佳粒子、最佳粒子适应值、组批划分等.

3 仿真实验与结果分析

3.1 实验环境和数据

采用 Java 语言在 PC Corei5/CPU2.5G Hz/RAM4.0 GB 计算机上编程实现, 实验环境为 myEclipse8.5. 在参考相关文献和分析算法多次实验结果的基础上, 确定了算法的基本参数. 为了便于描述, 本文将模糊 C 均值聚类算法简称为“FCM 算法”, 将基于改进粒子群的冷轧合同组批聚类算法简称为“本文算法”.

1) FCM 算法参数. 模糊指数 $m = 2$, 聚类数目 $I = 4$, 迭代次数 iterations = 100.

2) 本文算法参数. 一般来说, 随着种群规模的增大, 算法的收敛速度越慢, 搜索精度越高, 稳定性也越好. 但是, 种群规模太大会造成运行时间过长, 因此, 在考虑精度、稳定性与运行时间之间的权衡关系以及实际问题维度的情况下, 设定种群规模 $pnum = 100$. 惯性权重 w 较大时, 算法的全局搜索能力较强, 较小时, 算法的局部搜索能力较强, 经过多次实验最终设定 $w_{start} = 0.95$, $w_{end} = 0.4$. 学习因子 c_1 、 c_2 、 c_3 分别

调节向个体和全局最优解方向飞行的最大步长. 较小的值允许粒子在被拉回之前在目标区域外徘徊, 而较大的值会导致粒子突然冲向或越过目标区域. 合适的 c_1 、 c_2 、 c_3 可以加快收敛速度且不易陷入局部最优, 结合本文实际, 令 $c_1 = c_2 = c_3 = 2$. 其他参数与 FCM 算法参数相同.

3) 模型参数. 两种算法均用以求解同一冷轧合同组批模型, 模型相关的参数设置完全一致. 具体包括: 交货期差异度权重 $\alpha = 0.5$; 调整次数权重 $\beta = 0.2$; 工艺路线差异度 $\gamma = 0.3$; 原料重量限制 $P = 2200t$; 为方便起见, 本文将每个批次的同一约束的上限设定为相同值, 即: 原料入口最大宽度差 $F_i = 220\text{ mm}$; 产品出口最大宽度差 $F'_i = 80\text{ mm}$; 原料入口厚度 H_j 的分界点 $a = 3.2\text{ mm}$, 当 $H_j > 3.2\text{ mm}$ 时原料入口最大厚度差 $Q_i = 0.8$, 当 $H_j \leq 3.2\text{ mm}$ 时 $Q'_i = 0.5$; 产品出口厚度 H'_j 的分界点 $b = 1.5\text{ mm}$, 当 $H'_j > 1.5\text{ mm}$ 时产品出口最大厚度差 $Y_i = 0.6$, 当 $H'_j \leq 1.5\text{ mm}$ 时 $Y'_i = 0.5$; 抗拉强度最大比值 $Z = 1.2$.

表 1 相关的生产实际数据

订单号	钢种	抗拉强度 MPa	入口厚度 mm	出口厚度 mm	入口宽度 mm	出口宽度 mm	重量 kg	工艺路线	最早交货 时间	最晚交货 时间
1	SPCC	270.00	4.50	1.15	1310	1285	202720	1	8月19日	8月22日
2	M250P1	440.00	4.50	1.40	1345	1320	228400	1	8月18日	8月21日
3	M250P1	440.00	4.50	1.40	1345	1320	203760	1	8月18日	8月21日
4	M250P1	440.00	4.50	1.40	1345	1320	248380	1	8月18日	8月21日
5	M170P1	340.00	5.00	1.20	1286	1260	203130	1	8月20日	8月23日
6	M250P1	440.00	4.50	1.40	1345	1320	249370	1	8月18日	8月21日
7	M210P1	390.00	4.80	1.50	1345	1320	159040	4	8月18日	8月21日
8	SPCC	270.00	4.50	1.15	1310	1285	275990	1	8月19日	8月22日
9	M210P1	390.00	5.00	1.50	1291	1266	250200	5	8月19日	8月22日
10	M210P1	390.00	5.00	1.50	1291	1266	158240	5	8月19日	8月22日
11	SPCC	270.00	4.50	1.20	1330	1305	278190	5	8月19日	8月22日
12	M210P1	390.00	5.00	1.50	1291	1266	199760	5	8月19日	8月22日
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮

表 2 工艺路线编号与名称对照

工艺路线编号	工艺路线名称
1	酸洗→冷轧
2	酸洗→冷轧→脱脂→罩式退火→二次冷轧
3	酸洗→冷轧→脱脂→罩式退火→涂镀
4	酸洗→冷轧→连续退火→涂镀
5	酸洗→冷轧→脱脂→罩式退火→平整

根据国内某冷轧企业的生产实际, 整理并截取了 45 组实验数据, 限于篇幅, 表 1 中只列出部分数据. 表 1 中工艺路线编号和名称对应关系如表 2 所示.

3.2 实验结果及分析

为了验证本文所提出的模型和算法的有效性, 分别采用两种算法进行测试与对比, 见表 3.

聚类结果中各批次内的重量、宽度、厚度和抗拉强度的约束情况如表 4 所示.

表3 两种算法的聚类结果

算法	聚类结果		
	批次号	批次	批次重量/t
FCM算法	1	{14, 19, 26, 27}	939.000
	2	{3, 6, 7, 9, 10, 12, 32, 35, 36, 38}	2082.400
	3	{2, 4, 17, 24, 28, 31, 34, 37, 39, 41}	2131.600
	4	{1, 8, 11, 15, 16, 18, 25}	1635.030
	5	{5, 13, 20, 21, 22, 23, 29, 30, 33, 40, 42, 43, 44, 45}	2786.540
本文算法	1	{3, 6, 9, 12, 17, 28, 31, 35, 37, 38}	2173.290
	2	{5, 7, 10, 13, 24, 32, 33, 39, 44, 45}	1904.050
	3	{2, 4, 20, 21, 22, 34, 36, 40, 41, 42}	2113.230
	4	{1, 8, 11, 15, 16, 18, 19, 26, 27}	2190.820
	5	{14, 23, 25, 29, 30, 43}	1193.180

表4 各批次满足约束的情况

算法	批次号	与最大重量	与最大入口	与最大出口	与最大入口	与最大出口	与最大抗拉强
		的差值	宽度差的差值	宽度差的差值	厚度差的差值	厚度差的差值	度比值的差值
		kg	mm	mm	mm	mm	MPa
FCM算法	1	1261.000	200.000	60.000	0.000	0.150	0.200
	2	117.600	155.000	15.000	0.300	0.200	0.072
	3	68.400	145.000	5.000	0.000	0.000	0.072
	4	564.970	200.000	60.000	0.300	0.250	0.200
	5	-586.540	169.000	30.000	-0.700	-0.100	-0.094
	均值	502.993	175.000	35.000	0.150	0.150	0.136
	均方差	552.514	29.155	29.155	0.173	0.108	0.074
本文算法	1	26.710	155.000	15.000	0.300	0.200	0.072
	2	295.950	151.000	10.000	0.000	0.000	0.053
	3	86.770	145.000	5.000	0.000	0.000	0.072
	4	9.180	185.000	45.000	0.000	0.150	0.200
	5	1006.820	165.000	25.000	-0.700	-0.100	-0.430
	均值	104.653	159.000	18.750	0.075	0.088	0.099
	均方差	131.788	17.814	17.970	0.150	0.103	0.068

对于表3和表4中的结果作如下说明:

1) 表4中的数值均为各属性的约束上限减去组批后的实际值所得. 正值(负值)的含义是指该属性的取值满足(不满足)约束条件, 正值或负值的绝对值越小表示结果越好.

2) 两种算法在聚类过程中均指定聚类数目为4个, 但最终均得到5个批次. 第5个批次是由于某些合同不同程度地违反了约束条件(存在负值)而不能聚到前4个批次所造成的. 因此, 表4中的均值和均方差是根据前4个批次计算得到的.

通过对表3和表4分析, 可得如下结论:

1) 表3中, FCM算法中5个批次内的合同数分别为4、10、10、7、14; 本文算法中5个批次内的合同数分别为10、10、10、9、6. 可见, FCM算法的结果中各批次内的合同数分布较为参差, 而本文算法结果中各

批次内合同数的分布更为均匀.

2) 对比表4中前4个批次, 本文算法得到的聚类结果的均值和均方差均小于FCM算法, 这表明本文算法所得聚类结果波动较小且接近最大约束, FCM算法的结果中各属性的值分布较离散且与最大约束的差距较大.

3) 两种算法所得的前4个批次均满足约束(正值), 而批次5均不完全满足约束. FCM算法对应的批次5合同数量较多, 有4个属性不满足约束且数值的绝对值很大; 而本文算法的第5批次合同数量远少于FCM算法, 虽然还有3个属性不满足约束, 但绝对值非常小. 因此, 在控制各批次内各属性满足约束的能力方面, 本文算法明显优于FCM算法.

两种聚类算法所得结果对应的各项优化子目标对比情况如表5所示.

表 5 两种算法的聚类结果各优化子目标对比

优化目标	算法	批次					均值	均方差
		1	2	3	4	5		
交货期差异度	FCM 算法	0.588	0.588	1.176	0.588	1.176	0.735	0.294
	本文算法	0.588	1.176	0.588	0.588	0.588	0.735	0.294
工艺路线差异度	FCM 算法	0.433	0.608	0.800	0.604	0.607	0.607	0.027
	本文算法	0.573	0.600	0.640	0.578	0.640	0.598	0.030
单次调整对应的合同数	FCM 算法	4/4 = 1.000	10/7 = 1.429	10/8 = 1.250	7/3 = 2.330	14/8 = 1.750	1.502	0.579
	本文算法	10/6 = 1.667	10/8 = 1.25	10/6 = 1.667	9/5 = 1.800	6/5 = 1.200	1.609	0.254

表 6 各批次内合同生产顺序

批次号	合同生产顺序
1	3(1 345)→6(1 345)→28(1 310)→31(1 305)→35(1 305)→12(1 291)→17(1 291)→ 9(1 291)→37(1 285)→38(1 280)
2	7(1 345)→44(1 326)→24(1 315)→32(1 305)→10(1 291)→33(1 286)→5(1 286)→ 13(1 286)→39(1 280)→45(1 276)
3	2(1 345)→4(1 345)→20(1 325)→22(1 325)→36(1 285)→40(1 280)→42(1 275)→ 21(1 275)→41(1 270)→34(1 270)
4	26(1 345)→27(1 335)→11(1 330)→15(1 330)→16(1 330)→18(1 325)→19(1 325)→ 1(1 310)→8(1 310)
5	14(1 330)→23(1 315)→25(1 310)→29(1 306)→30(1 306)→43(1 275)

关于表 5 中的数据有以下说明:

1) 均值和均方差是根据前 4 个批次的聚类结果计算得到的。

2) 由于不同算法所得结果中各批次的合同数量不同, 不宜将调整次数直接作为评价指标。本文将每个批次中“单次调整对应的合同数(合同数/调整次数)”作为评价指标, 该值越大, 优化效果越好。

通过对表 5 分析, 可得如下结论:

1) 交货期差异度方面, 两种算法的前 4 个批次的均值和均方差都相同, 但从整体来看, FCM 算法的聚类结果中交货期差异度有 2 个批次为 1.176, 3 个批次为 0.588; 本文算法中 4 个批次均为 0.588, 仅有第 1 个批次为 1.176。因此, 本文算法在交货期方面的整体优化效果优于 FCM 算法。

2) 工艺路线差异度方面, 本文算法聚类结果中前 4 个批次的均值小于 FCM 算法, 均方差略大于 FCM 算法, 但差距极小。说明本文算法所得结果批次内的工艺路线差异度整体较小, 批次间的工艺路线差异度稍大。因此, 本文算法对工艺路线差异度目标的优化效果略优于 FCM 算法。

3) 单次调整对应的合同数方面, 本文算法前 4 个批次的均值大于 FCM 算法, 均方差明显小于 FCM 算法, 说明本文算法单次调整对应的合同数较多, 且聚

类结果较稳定。因此, 本文算法对调整次数的优化效果明显优于 FCM 算法。

最后, 在遵循冷轧企业实际生产时同批次内原料保持渐窄的原则下, 确定了批次内合同的生产顺序, 见表 6。批次 1 中的 3(1 345) 表示合同编号 3 对应的原料入口宽度为 1 345 mm。

4 结 论

为了解决大批量生产与市场需求个性化之间的矛盾, 本文引入了合同交货期差异度和工艺路线差异度的概念以及计算方法, 建立了冷轧合同组批计划模型; 约束中加入了更加符合合同组批实际要求的条件, 如批次重量、出(入)口宽度、出(入)口厚度和抗拉强度等。所构建的基于改进粒子群的模糊聚类算法集成了粒子群算法和 FCM 算法的优点, 整体优化结果优于 FCM 算法。采用某冷轧企业实际生产数据对模型和算法的验证结果表明, 该方法在满足约束条件的能力以及各子目标优化等方面优于一般聚类算法, 所得结果更满足企业的实际需求。

参考文献(References)

[1] Zhao Jun, Wang Wei, Liu Quan-li. Model and algorithm of grouping batch scheduling for cold rolling sheet production line[J]. Computer Integrated Manufacturing

- Systems, 2008, 14(10): 1957-1965.
- [2] Wang Zhi-gang, Zhao Jun, Wang Wei. Fuzzy job shop scheduling model and its algorithms for batch manufacturing on tandem cold rolling line[J]. Control and Decision, 2009, 24(10): 1455-1462.
- [3] Tang Li-xin, Wang Gong-shu, Chen Zhi-long. Integrated charge batching and casting width selection at Baosteel[J]. Operations Research, 2014, 62(4): 772-787.
- [4] Tang Li-xin, Meng Ying, Chen Zhi-long, et al. Coil batching to improve productivity and energy utilization in steel production[J]. Manufacturing & Service Operations Management, 2016, 18(2): 262-279.
- [5] Liu Guo-li, Zhang Bo, Tang Li-xin. Modeling and optimization for a cold rolling production-inventory problem with backlogging[J]. Control Theory & Applications, 2012, 29(11): 1512-1516.
- [6] Xie Zhi-qiang, Liu Chang-hai, Yang Jing. Nested batching integrated scheduling algorithm of different processing time with constraint of 2 operations batches processing[J]. J of Mechanical Engineering, 2012, 48(24): 164-173.
- [7] Tang Cheng-long, Wang Shi-gang. Adaptive fuzzy clustering model based on internal connectivity of all data points[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(11): 1544-1556.
- [8] Li Dan, Gu Hong, Zhang Li-yong. A hybrid genetic algorithm-fuzzy c -means approach for incomplete data clustering based on nearest-neighbor intervals[J]. Soft Computing, 2013, 17(10): 1787-1796.
- [9] Zhang Xiao-ping, Wang Wei, Zhao Jun. Steel coils merging based on system clusters and adaptive quantum genetic algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2009, 15(7): 1421-1429.
- [10] Amir A, Lipika D. A K -means type clustering algorithm for subspace clustering of mixed numeric and categorical data sets[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(7): 1062-1069.
- [11] Theam Foo Ng, Pham T D, Xiuping Jia. Feature interaction in subspace clustering using the Choquet integral[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(7): 2645-2660.
- [12] Wang Li, Zhao Jun, Wang Wei. Order planning model and algorithm for whole process of cold rolling process[J]. ICIC Express Letters, 2009, 3(3): 657-662.
- [13] Zhang Wen-xue, Li Tie-ke. Batch plan optimization of steel integrated production with multiple processes[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2013, 19(6): 1296-1303.
- [14] Wang Li, Wang Wei, Gao Xian-wen, et al. Model and algorithm of batch production scheduling of cold mill[J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(5): 582-588.
- [15] Hua Ji-wei, Li Xiao-ting. Study of production planning and scheduling system based on batch decision-making and scheduling model[J]. Computer Engineering and Science, 2014, 36(2): 347-353.
- [16] 王利, 高宪文, 王伟, 等. 基于模型的子空间聚类与时间段蚁群算法的合同生产批量调度方法[J]. 自动化学报, 2014, 40(9): 1991-1997.
(Wang L, Gao X W, Wang W, et al. Order production scheduling method based on subspace clustering mixed model and time-section ant colony algorithm[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(9): 1991-1997.)
- [17] Bhale S, Baki M F, Azab A. Grouping and sequencing of machining operations for high volume transfer lines[J]. Procedia CIRP, 2014, 17(17): 76-81.
- [18] Pan J C H, Shih P H, Wu M H. Order batching in a pick-and-pass warehousing system with group genetic algorithm[J]. Omega, 2015, 57: 238-248.
- [19] 朱霞, 陈仁文, 徐栋霞, 等. 基于改进粒子群的焊点检测路径规划方法[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(11): 2484-2493.
(Zhu X, Chen R W, Xu D X, et al. Welding spot detection path planning method based on a novel particle swarm algorithm[J]. Chinese J of Scientific Instrument, 2014, 35(11): 2484-2493.)
- [20] 陈贵敏, 贾建援, 韩琪. 粒子群优化算法的惯性权值递减策略研究[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(1): 53-56.
(Chen G M, Jia J Y, Han Q. Study on the strategy of decreasing inertia weight in particle swarm optimization algorithm[J]. J of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40(1): 53-56.)

(责任编辑: 李君玲)