

冷轧机组批量作业计划模型与算法

王 利¹, 王 伟¹, 高宪文², 赵 珺¹

(1. 大连理工大学 信息与控制研究中心, 辽宁 大连 116024; 2. 东北大学 信息工程学院, 辽宁 沈阳 110006)

摘要: 针对编制冷轧机组作业计划受到钢卷宽度跳跃、入口厚度跳跃和出口厚度跳跃等多个工艺约束的问题, 把排产过程归纳为非对称双旅行商问题, 建立了冷轧机组生产作业计划的Pareto多目标模型. 提出了基于Pareto非支配集的自适应多目标蚁群算法, 利用自适应蚁群算法和Pareto非支配集思想, 综合考虑多个目标, 自适应地提供蚂蚁路径搜索参数, 并对得到的非支配解集对应路径更新信息素, 引导蚂蚁向最优解集方向搜索, 最终提供多个可行的批量作业计划, 根据生产要求从中选择合适的最优排产结果. 利用某冷轧薄板厂实际的生产数据进行仿真实验, 表明模型与算法在冷轧机组批量作业计划编制过程中具有可行性.

关键词: 冷轧; 作业计划; 多目标蚁群算法; Pareto非支配集

中图分类号: TP399 **文献标识码:** A

Model and algorithm of batch production scheduling of cold mill

WANG Li¹, WANG Wei¹, GAO Xian-wen², ZHAO Jun¹

(1. Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China;

2. School of Information Engineering, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110006, China)

Abstract: In the production scheduling for a cold mill, a great number of constraints in production process have to be considered, such as the variations of material width and thickness at the entrance and exit of two continuous rolling steel coils. The scheduling process is transformed to an asymmetric two-traveling-salesman problem; and the Pareto-based multi-objective optimization model is established. A Pareto multi-objective adaptive-ant-colony algorithm based on the Pareto non-dominated set is introduced for solving the multi-objective problem. The Pareto non-dominated set is constructed by means of the adaptive-ant-colony algorithm and the Pareto optimization approach, which is used to guide ants to find the optimal solution. The parameters used to search a new path are updated automatically. The pheromones are changed automatically by considering all of the objectives and the process of searching path. Finally the scheduling solution is obtained by taking account of all objectives according to the requirements of production technologies. A simulation is conducted for a cold rolling mill, and the results indicate that the proposed algorithm is effective

Key words: cold rolling; production scheduling; multi-objective ant colony optimization; Pareto non-domination solution

1 引言(Introduction)

冷轧机组是冷轧生产线的核心机组, 生产情况和产品质量直接影响着上下游工序的生产效率和最终的产品品质. 在多品种、小批量产品共线连续轧制的生产方式下, 如何保证各种产品的质量, 降低生产线的调整频率, 减少成本, 成为冷轧机组批量作业计划的难题. 冷轧机组作业计划编制过程多采用人机交互的方式进行, 存在宽度、厚度等生产目标值跳跃大, 违反工艺约束现象多等问题. 目前, 直接针对冷轧机组作业计划编制方法的研究较少, 而现有的研究多是根据经验, 利用对多个排产目标值进行加权求和进行求解. 文献[1]首先利用离散微分进化算法对待排产钢卷进行拼卷操作, 然后, 归结为无优

先双旅行商问题(double traveling salesman problem, DTSP), 建立冷轧批量计划的子目标加权模型, 获得了较好的排产结果. 但是由于现场工艺不同, 某些企业生产现场可以采用切边的方法来处理钢卷边缘产生的辊痕, 文中所描述的钢卷宽度在一个换辊周期内只能由宽到窄变化的约束条件并不适用. 文献[2]建立多目标的加权求和模型, 利用基于自然数编码方式的单亲遗传算法进行求解, 但是, 由于冷轧排产的复杂性, 难以确定合适的目标权值. 同时, 对于多目标优化问题, 多个子目标往往相互矛盾, 很难达到同时最优, 加权法难以得到单一的解, 而是存在Pareto最优解集^[3], 因此加权法得到的单一解往往与实际生产要求有较大的差距.

本文将冷轧作业计划归结为非对称双旅行商问题(asymmetric double traveling salesman problem, ADTSP), 不采用3个子目标加权求和的方式建模, 而是综合考虑宽度跳跃、入口厚度跳跃和出口厚度跳跃3个子目标, 建立多目标向量模型, 并提出了基于Pareto非支配解集的多目标自适应蚁群算法(Pareto multi-objective adaptive ant colony optimization, PAACO), 并将工艺约束的偏好信息引入到节点搜索概率模型和信息素更新规则, 通过蚁群的搜索得到满足工艺约束的解构造集, 从中寻找Pareto非支配解集. 利用Pareto非支配解集指导算法更新信息素值, 最终形成适于冷轧生产的可选解集, 从中选择用于生产的最优排产结果. 所提出的模型和算法避免了将多个目标组合成单目标时难以确定合适的子目标权值, 以及只得到单一排产结果难以保证实用性的问题, 使企业生产调度的组织有更大的灵活性. 利用冷轧薄板厂的实际生产数据进行实验研究, 表明了本文提出的模型和算法在解决冷轧机组作业计划编制问题中的有效性.

2 冷轧机组批量作业计划模型(Model of batch production scheduling of cold mill)

2.1 生产工艺(Production technology)

冷轧机组是五机架全连续轧机, 冷轧过程主要工艺约束如下:

- 1) 每个批量作业计划要求有一次换辊过程;
- 2) 在换辊周期内, 钢卷轧制顺序尽量保证宽度从宽到窄变化. 但是, 因为存在轧后钢卷的切边工序, 允许在工艺约束范围内的由窄到宽反向跳变;
- 3) 要求入口厚度和出口厚度平滑变化.

由于很难同时满足多个排产目标, 冷轧钢卷轧制顺序往往存在违反工艺约束问题, 因此, 冷轧排产的主要目的是减少发生违反工艺约束的违规现象. 根据上述工艺要求, 对换辊前后的钢卷进行分组, 形成两个子计划 a 和 b , 如图1所示. 其中子计划 a 中的钢卷是接上一批量计划进行轧制, 直到换辊, 因此, 将上一批量计划的最后一个钢卷设置为子计划 a 的虚拟起始钢卷; 而子计划 b 则是选择本次排产最宽钢卷作为起点, 即在宽度上形成近似双梯型排序.

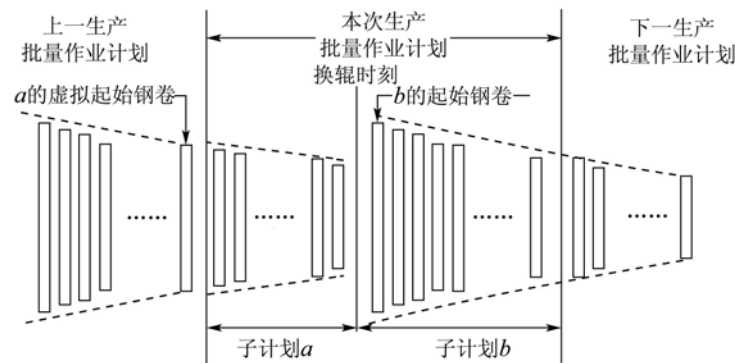


图1 冷轧机组作业计划实例

Fig. 1 Case of production scheduling in cold mill

2.2 批量作业计划模型(Model of batch production scheduling)

冷轧机组批量作业计划编制受到宽度、入口厚度和出口厚度等多个工艺约束的限制, 是典型的多目标、多约束组合优化问题, 常用的解决方法是将多个子目标值加权求和, 转化为单目标模型求解, 但是这种方法要求有很强的先验知识, 很难确定真正适合生产实际的子目标权值, 并且对于存在凹形的Pareto前沿, 难以保证得到Pareto最优解集^[4].

本文将冷轧机组批量作业计划编制问题归结为非对称双旅行商问题, 把待排产的钢卷视为旅行商要访问的节点, 子计划 a , b 分别对应两个旅行商的路径. 设待排产钢卷数为 n , 取上一批量计划的最后一

个钢卷为本次批量作业计划中子计划 a 的起始节点, 待排产钢卷中的最大宽度钢卷作为子计划 b 的起始节点, 将宽度跳跃、入口厚度跳跃和出口厚度跳跃值作为向量的元素, 建立多目标向量模型. 冷轧机组批量作业计划模型如下:

$$\min F(v) = (f_{\text{wid}}(v), f_{\text{enthk}}(v), f_{\text{exthk}}(v)), \quad (1)$$

$$f_{\text{wid}}(v) = \min \sum_{l \in \{a, b\}} \sum_{\substack{i, j \in v_l \\ i \neq j}} (x_{ijl} \cdot |w_i - w_j|), \quad (2)$$

$$f_{\text{enthk}}(v) = \min \sum_{l \in \{a, b\}} \sum_{\substack{i, j \in v_l \\ i \neq j}} (x_{ijl} \cdot |e_{n_i} - e_{n_j}|), \quad (3)$$

$$f_{\text{exthk}}(v) = \min \sum_{l \in \{a, b\}} \sum_{\substack{i, j \in v_l \\ i \neq j}} (x_{ijl} \cdot |e_{x_i} - e_{x_j}|), \quad (4)$$

$$\text{s.t. } |w_i - w_j| \leq G_w, \quad i, j \in v_l, \quad (5)$$

$$|en_i - en_j| \leq G_{en}, i, j \in v_l, \quad (6)$$

$$|ex_i - ex_j| \leq G_{ex}, i, j \in v_l, \quad (7)$$

$$\sum_{l \in \{a, b\}} \sum_{i \in v} x_{ijl} = 1, \quad (8)$$

$$\sum_{l \in \{a, b\}} \sum_{j \in v} x_{ijl} = 1, \quad (9)$$

$$v_a \cap v_b = \phi, \quad (10)$$

$$v_a + v_b = n. \quad (11)$$

其中: $F(v)$ 表示由3个子目标构成的冷轧机组批量作业计划排产的目标向量函数, v 是钢卷的集合, f_{wid} 表示宽度跳跃子目标函数, f_{enthk} 表示入口厚度跳跃子目标函数, f_{exthk} 表示出口厚度跳跃子目标函数, $l = \{a, b\}$ 表示批量计划中子计划序号, v_l 表示 l 子计划中的钢卷集合; w , en 和 ex 表示钢卷的宽度、入口厚度和出口厚度值, G_w , G_{en} 和 G_{ex} 分别表示前后两个钢卷宽度、入口厚度和出口厚度跳跃的工艺约束, v_a 和 v_b 表示 a 和 b 子计划各自的钢卷序列.

$$x_{ijl} = \begin{cases} 1, & l \text{子计划内, 钢卷} j \text{紧接钢卷} i \text{轧制,} \\ 0, & \text{否则.} \end{cases}$$

式(1)表示由3个子目标组成的目标向量函数, 子目标分别是宽度跳跃、入口厚度跳跃和出口厚度跳跃目标, 式(2)~(4)分别表示宽度、入口厚度和出口厚度子目标函数, 式(5)~(7)表示同一子计划中相邻钢卷宽度、入口厚度和出口厚度变化约束, 式(8)和(9)保证每个钢卷在一个批量作业计划中只能被选取一次, 式(10)表示同一个钢卷只能存在于一个子计划中, 式(11)表示钢卷数量约束.

3 基于Pareto非支配解集的多目标自适应蚁群算法(Pareto multi-objective adaptive ant colony optimization)

蚁群算法(ant colony optimization, ACO)利用了正反馈原理与启发式规则相结合的方法, 在解决多目标组合优化问题时, 显示出明显的求解能力^[5~7]. 本文针对冷轧机组批量作业计划提出了一种基于Pareto非支配解集的多目标自适应蚁群算法(PAACO).

3.1 算法(Algorithm)

对本文的非对称双旅行商问题, 采用两步搜索策略, 即每只蚂蚁首先从子计划 a 的起始节点出发进行搜索, 得到子计划 a , 然后再从子计划 b 的起始节点出发, 得到子计划 b , 两步搜索结果共同构成一个批量作业计划候选解. 当蚁群中所有蚂蚁完成搜索后, 全体候选解组成Pareto构造集.

3.1.1 自适应选择路径搜索规则(Adaptive selection of the rules of searching routes)

蚁群算法执行的初期, 各节点间信息素大小相差并不大, 利用指向性较强的确定性选择方式, 可以加快搜索速度; 随着节点间信息素值的差距不断扩大, 为避免陷入局部最优, 扩大搜索空间, 采用根据转移概率的随机搜索方法^[8]. 文献^[9]利用平均分支节点因子 λ , 实现确定性选择与随机选择相结合的自适应伪随机比率选择规则进行求解, 但是该方法中平均分支节点数依赖于参数 λ 的选择, 在不同的应用条件下, 难以确定合适的参数 λ .

本文提出的自适应蚁群算法, 利用信息素值形成的信息熵作为判断依据, 使蚂蚁在搜索的不同时期, 自适应地根据伪随机比例规则搜索下一节点. 设蚂蚁 k 位于节点 i , 蚂蚁搜索概率规则如下:

$$j = \begin{cases} J_1, & \text{若 } r \leq q(\tau(t)), \\ J_2, & \text{否则,} \end{cases} \quad (12)$$

$$q(\tau(t)) = - \sum_{s=1}^{n-1} p_s \ln p_s, p_s = \frac{\tau_s(t)}{\sum_{m=1}^{n-1} \tau_m(t)}, \quad (13)$$

$$\begin{cases} j_1 = \arg \max \{ (\tau_{ij})^\alpha \sum_{\varsigma=1}^V [\omega^\varsigma \cdot (\eta_{ij}^\varsigma)^\beta] \}, \\ r \leq q(\tau(t)), \sum_{\varsigma=1}^V \omega^\varsigma = 1, \end{cases} \quad (14)$$

$$\begin{cases} J_2 = p_{ijk} = \sum_{\varsigma=1}^V (\omega^\varsigma \cdot p_{ijk}^\varsigma) = \\ \sum_{\varsigma=1}^V [\omega^\varsigma \cdot \frac{(\tau_{ij}(t))^\alpha (\eta_{ij}^\varsigma)^\beta}{\sum_{h \in N_i^k} (\tau_{ih}(t))^\alpha (\eta_{ih}^\varsigma)^\beta}], j \in N_i^k, \\ \sum_{\varsigma=1}^V \omega^\varsigma = 1. \end{cases} \quad (15)$$

其中: j 为路径选择规则, J_1 表示确定性路径选择规则, J_2 表示概率路径选择规则, r 是均匀分布在 $[0,1]$ 中的随机变量; $q(\tau(t))$ 表示路径信息素值的信息熵, 以控制如何选择 J_1 和 J_2 . p_s 是第 s 条路径的信息素占总信息素的比例, $(n-1)$ 是路径数; $\tau(t)$ 表示 t 时刻的信息素值, η_{ij}^ς 是 ς 目标下, 边 (i, j) 上的启发式信息. α, β 表示信息素与启发值重要程度的参数, 一般 $\alpha = 1, \beta = 2 \sim 5$, N_i^k 表示蚂蚁 i 的可访问节点集. V 是子目标个数, 本文中 $V = 3$, ς 是目标序号, 本文中 ς 指宽度跳跃、入口厚度跳跃和出口厚度跳跃. p_{ijk} 表示第 k 个蚂蚁的随机选择规则, ω^ς 表示 ς 子目标重要程度的权值, 通过调整 ω^ς , 可以促使蚂蚁按3个子目标的重要性进行有偏向性的搜索. $\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻节点 i 和 j 之间的信息素值, 表示从节

点 i 选择下一节点 j 的期望度, 初始值: $\tau_{ij}(0) = C_{bs}$, C_{bs} 为一个指定的常数, 表示单独考虑宽度跳跃最优时, 按最近邻规则得到的宽度跳跃目标值。

式(12)是路径选择伪随机比例规则, 式(13)表示信息熵, 初始时各路径信息素值相等或相近, 此时 $q(\tau(t))$ 最大, 蚂蚁依 J_1 按确定性方式搜索节点; 当算法迭代次数增加, 较优路径信息素值增加, 使 $q(\tau(t))$ 变小, 算法更多的按 J_2 的概率方式搜索。式(14)是确定性搜索规则, 使算法在搜索的初始阶段, 充分利用启发值, 快速搜索, 式(15)是蚂蚁 k 选择下一节点的随机比例规则。

启发式信息 η_{ij}^ζ 用 ζ 目标下两节点间距离归一化结果的倒数表示:

$$\eta_{ij}^\zeta = \frac{1}{d_{ij}^\zeta}, \quad (16)$$

$$d_{ij,0}^\zeta = \begin{cases} |g_i^\zeta - g_j^\zeta|, & (g_i^\zeta - g_j^\zeta) \in G^\zeta, \\ \varepsilon, & (g_i^\zeta - g_j^\zeta) = 0, \\ |g_i^\zeta - g_j^\zeta| + \gamma(g_{\max}^\zeta - g_{\min}^\zeta), & \text{否则}. \end{cases} \quad (17)$$

$$d_{ij}^\zeta = 10 \left(\frac{d_{ij,0}^\zeta - \min d_{ij,0}^\zeta}{\max d_{ij,0}^\zeta - \min d_{ij,0}^\zeta} \right). \quad (18)$$

其中: $d_{ij,0}^\zeta$ 是 ζ 目标下归一化前两节点的距离, 本文中 ζ 表示两钢卷宽度、入口厚度或出口厚度跳跃值。 g^ζ 为 ζ 目标下钢卷的宽度、入口厚度或者出口厚度值, $g_{\max}^\zeta$ 和 $g_{\min}^\zeta$ 表示钢卷的宽度、入口厚度或者出口厚度值的最大值和最小值, $\gamma(g_{\max}^\zeta - g_{\min}^\zeta)$ 表示前后两钢卷 ζ 目标下跳跃值不符合工艺约束时的惩罚值, 其中 γ 表示对不同违规程度下的惩罚系数, γ 取值如表1所示; G^ζ 为目标 ζ 下节点距离参数的工艺约束。 ε 为一很小的值, 当两个钢卷的参数相同时, $d_{ij,0}^\zeta = \varepsilon$ 。 $\min d_{ij,0}^\zeta$ 表示 ζ 目标下两节点间距离的最小值, $\max d_{ij,0}^\zeta$ 表示 ζ 目标下两节点间距离的最大值。 d_{ij}^ζ 表示两节点间距离的归一化结果。

式(16)表示路径的启发值; 式(17)表示求各目标下的两钢卷的距离, 当两个钢卷的参数跳跃违反工艺约束时, 对 $d_{ij,0}^\zeta$ 加入惩罚 $\gamma(g_{\max}^\zeta - g_{\min}^\zeta)$; 式(18)表示对节点距离进行归一化处理。前后两个钢卷宽度跳跃值最大时会大于300 mm, 最小也会大于10 mm, 而钢卷的入口厚度跳跃值往往小于2 mm, 出口厚度跳跃值小于1 mm, 造成宽度跳跃值在求解节点距离中的作用远远大于厚度跳跃值, 为平衡各个工艺约束对钢卷选择概率的影响, 本文中对各 $d_{ij,0}^\zeta$ 进行归一化处理。

表1 惩罚系数 γ 的值

Table 1 Penalty coefficient γ

宽度跳跃超出约束值的程度/mm	惩罚系数	入口厚度跳跃超出约束值的程度/mm	惩罚系数	出口厚度跳跃超出约束值的程度/mm	惩罚系数
0~20	1	0~0.10	1	0~0.03	1
21~50	5	0.11~0.30	10	0.03~0.05	10
51~80	10	0.31~0.60	20	0.05~0.10	30
81~120	20	0.61~0.80	30	0.10~0.15	40
121~160	30	0.81~1.00	50	0.15~0.20	60
161~200	50	>1.0	100	0.20~0.30	80
>200	100			0.30~0.45	100
				>0.45	150

3.1.2 自适应信息素更新规则(Adaptive updating pheromone)

本文中每次迭代的最优解是综合考虑宽度、入口厚度和出口厚度的Pareto非支配解集, 信息素的更新规则为: 为使下一周期的搜索趋向于收敛到非支配解集, 对所有建立Pareto非支配解对应的路径进行信息素更新。在同一个非支配解对应的路径中, 钢卷宽度的变化可能存在由窄到宽的反向跳变, 为使算法收敛方向趋向于由宽到窄的正向跳变, 要求信息素值更新过程区别对待两种跳变情况。本文提出的算法中, 当所有蚂蚁完成一周

期性迭代, 对所有构成Pareto非支配解的路径, 按宽度变化的不同趋势, 自适应地更新信息素值。信息素更新规则:

$$\tau_{ij}(t + t_m) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \rho\Delta\tau_{ij}(t + t_m), \quad (19)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t + t_n) = \begin{cases} U, & \text{若}(i, j) \text{是非支配解中的路径,} \\ 0, & \text{否则.} \end{cases} \quad (20)$$

$$U = \begin{cases} (1 + \frac{g_{wi} - g_{wj}}{g_{\max}}) \frac{1}{C_{bs}}, & g_{wi} - g_{wj} < 0, \\ (2 - \frac{g_{wi} - g_{wj}}{g_{\max}}) \frac{1}{C_{bs}}, & g_{wi} - g_{wj} \geq 0. \end{cases} \quad (21)$$

其中: $\tau_{ij}(t + t_m)$ 表示 $(t + t_m)$ 时刻的信息素值, $\tau_{ij}(t)$ 表示 t 时刻的信息素值, $\Delta\tau_{ij}(t + t_m)$ 表示 $(t + t_m)$ 时刻蚂蚁在节点 i 和节点 j 之间路径上释放的信息素值, ρ 表示信息素的蒸发系数, U 表示信息素的更新值, g_{wi} 为钢卷 i 的宽度值, g_{wj} 为钢卷 j 的宽度值, 此处 $g_{\max}$ 为所有钢卷的最大宽度值, C_{bs} 为单独考虑宽度跳跃时, 按最近邻规则得到的宽度跳跃目标值。

式(19)表示信息素更新规则, 由该路径原信息素剩余值和蚂蚁释放的信息素值两部分组成。式(20)表示信息素更新对象是Pareto非支配解集中的路径。在冷轧排产中, 由于宽度跳跃是优先保证的目标, 式(21)表示蚁群释放的信息素值, 由宽到窄变化时, 使释放的信息素值在 $(1/C_{bs}, 2/C_{bs}]$ 范围内, 当出现由窄到宽的反跳时, 使释放的信息素值在 $(0, 1/C_{bs})$ 范围内, 从而增加正向跳变的路径的选择机会。

按照本文的自适应信息素更新方式, 信息素更新值 U 促使搜索方向趋向于保持宽度跳跃由宽到窄变化, 从而指导路径选择过程, 保证搜索方向。

3.2 Pareto非支配解集(Pareto non-dominated solutions set)

本文采用Pareto非支配方法进行冷轧批量生产计划编制, 是从一组目标向量中, 建立构造集, 根据构造集中各解向量之间的支配关系, 比较目标向量间各个分量, 找出非支配解, 形成Pareto非支配解集NDS。NDS中没有任何一个解向量的所有分量比其他解向量的对应分量更优, 使得NDS中保留了在宽度、入口厚度和出口厚度目标值上的最优值, 算法搜索过程不会丢弃使各个子目标最优的搜索方向。

通过蚁群搜索, 得到的最优解向量集形成构造集, 如下式:

$$S = (st_1, st_2, \dots, st_i, \dots, st_{nd})^T, \quad (22)$$

$$st_i = (f_{wid,i}, f_{enthk,i}, f_{exthk,i}). \quad (23)$$

其中: S 表示搜索形成的候选解集, 即 $nd \times 3$ 矩阵形式的构造集; st_i 表示第 i 个蚂蚁搜索形成的候选解; $f_{wid,i}$, $f_{enthk,i}$ 和 $f_{exthk,i}$ 表示第 i 个蚂蚁形成的各个子目标的值; nd 表示候选解个数。

式(22)表示所有的候选解形成的构造集, 式(23)表示构造集中第 i 个候选解向量, 解向量的各个分量是相应解的各子目标。

本文利用擂台法则^[10], 从构造集 S 中求出Par-

eto非支配集NDS, 即, 得到综合考虑各跳跃值时不能找出更优的解集。蚁群中的蚂蚁根据Pareto支配关系释放信息素, 只有Pareto最优解上的蚂蚁才释放信息素, 使算法逐渐收敛于Pareto最优前端, 从而利用NDS指导蚁群信息素的更新和搜索, 得到均衡考虑各目标的可行解。

3.3 算法求解步骤(Steps of algorithm)

根据3.1和3.2节描述内容, 利用基于Pareto非支配集的自适应多目标蚁群算法实现冷轧机组批量作业计划编制。具体步骤如下:

步骤1 对蚁群进行初始化, 设定 m 个蚂蚁的初始位置, 初始化算法的各种参数, 初始化父代非支配集 FA 和子代非支配集 SA ;

步骤2 计算蚂蚁的路径选择规则, 按3.1节搜索过程构建蚂蚁搜索路径, 得到候选解集;

步骤3 令蚁群搜索得到的钢卷轧制序列作为候选解, 根据式(1)~(4)得到多目标构造集 S ;

步骤4 根据擂台法则描述的Pareto非支配解搜索方法, 找出构造集 S 中的非支配解集NDS, 并保存到 SA 中;

步骤5 令 $Pop = SA \cup FA$, 形成新的候选解集, 从 Pop 中, 根据擂台法则得到新的非支配集NewNDS, 并用NewNDS更新 FA , 保证各次迭代中不会遗失前代的非支配解;

步骤6 根据式(19)~(21), 更新NewNDS中非支配解对应的蚂蚁路径的信息素值;

步骤7 重复步骤3~步骤6, 完成迭代。

步骤8 迭代结束, 根据工艺要求, 从最后形成的NewNDS中选出可行解, 保存于变量 bs 中, 并取 bs 为调度的最优解。

4 仿真实验(Simulation)

根据冷轧生产工艺规程的要求, 由于存在多个目标, 难以避免违反工艺的违规现象, 生产现场通过轧机的空通处理违规问题, 但会造成钢卷成品重量的损失。因此, 建立模型与算法的目的是实现排产结果中违规现象最少。利用某冷轧薄板厂冷轧机组某日作业数据进行仿真。算法参数定义如下: 令算法种群规模为 $m = 40$, 即令蚂蚁总数为 $m = 40$ 只, 搜索结果将形成由40个候选解构成的候选解集; 令 $\alpha = 1$, $\beta = 5$, 迭代400次。钢卷数为92个, 排产计划的起始钢卷宽度设为与上一计划相同, 设为870 mm, 钢卷宽度在703~1044 mm之间, 入口厚度在1.82~2.52 mm之间, 而出口厚度

在0.18~0.354 mm之间. 利用子目标加权模型和蚁群优化算法(ACS)、单亲遗传算法(partheno-genetic algorithm, PGA)进行排产, 排产结果与本文提出的模型与算法(PAACO)排产结果进行对比.

排产过程宽度跳跃、入口厚度跳跃和出口厚度跳跃工艺要求:

1) 前后钢卷宽度变化: 由宽到窄的正向跳变, 要求前后钢卷宽度差不能大于200 mm, 而由窄到宽的反向跳变, 要求前后钢卷宽度差不能大于20 mm;

2) 入口厚度变化要求保持平稳变化, 跳变幅度小于0.5 mm;

3) 出口厚度变化要求保持平稳变化, 跳变幅度小于0.2 mm.

图2、图3和图4分别是排产结果的宽度跳跃、入口厚度跳跃和出口厚度跳跃变化曲线. 图2中突出反跳是换辊前后的宽度变化, 符合工艺要求, 从图中可以看出, 利用本文的模型和算法形成的排产结果, 宽度变化更趋向于由宽到窄的工艺要求.

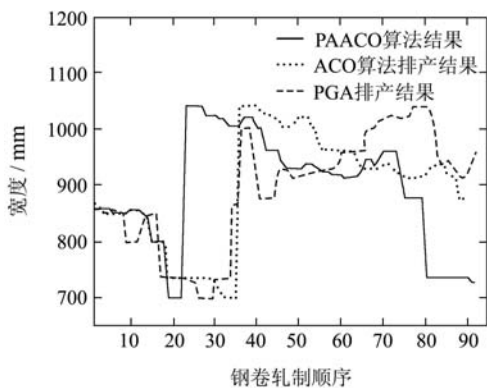


图 2 宽度变化曲线
Fig. 2 Variation of width

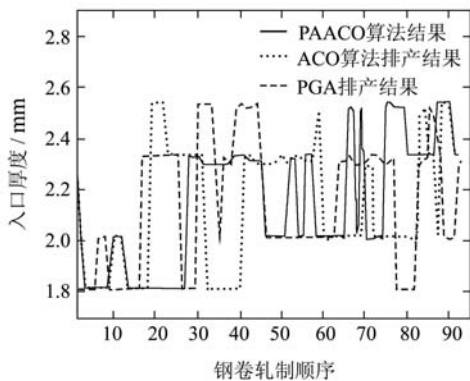


图 3 入口厚度变化曲线
Fig. 3 Variation of the entrance width

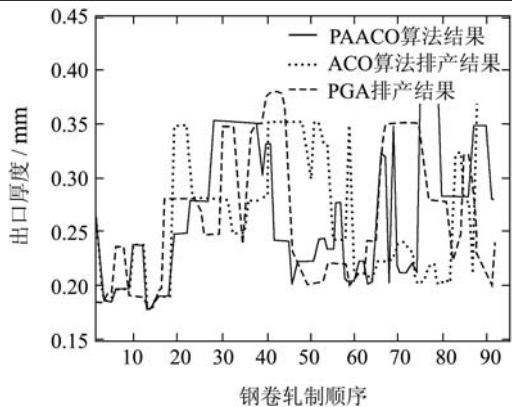


图 4 出口厚度变化曲线
Fig. 4 Variation of the exit width

图2和图3显示出本文提出的模型与算法排产结果的入口厚度跳跃与出口厚度跳跃相对更加平稳, 剧烈跳变次数更少.

为了进一步说明算法的适应性和有效性, 选取3天的数据进行仿真对比, 钢卷数量分别是84, 103和118, 涵盖了冷轧排产中常见钢卷数量情况. 表2显示了3组数据排产结果的宽度跳跃、入口厚度跳跃和出口厚度跳跃违反工艺要求的次数对比情况.

表 2 3种方法排产结果对比

Table 2 Comparison of results of production scheduling among three approaches

方法	钢卷数量	宽度跳跃违规	入口厚度跳跃违规	出口厚度跳跃违规
ACS	84	1	1	1
	103	1	1	0
	118	2	1	1
PGA	84	3	1	0
	103	7	1	0
	118	5	2	1
PAACO	84	1	0	0
	103	0	1	0
	118	2	0	1

从中可以看出, 蚁群优化算法(ACS)的搜索过程因为要求考虑蚁群的信息素和节点间的启发值, 对解的形成过程有一定的指导性, 对于钢卷数量最多的情况下总的违规次数没有超过5次. 而单亲遗传算法(PGA)算法, 因为解的形成过程完全建立在随机搜索之上, 中间过程缺少指导, 因此, 其排产结果中违规次数最多. 本文提出模型和算法, 因为均衡考虑了3个子目标的要求, 与基于目标加权

模型下使用ACS和PGA算法进行排产相比较,排产结果违反工艺约束的情况更少,有效地减少了发生违规的现象,显示出了在冷轧批量作业计划排产中的优势,可以更好地应用于冷轧批量作业计划排产过程。

5 结论(Conclusions)

本文针对冷轧作业计划编制中的工艺要求,建立了冷轧排产多目标向量模型,并提出了基于Pareto的自适应多目标蚁群算法。对算法得到的解集,采用Pareto非支配解集的思想,综合考虑冷轧生产工艺中的宽度跳跃、入口厚度跳跃和出口厚度跳跃要求,利用均衡考虑目标之间关系的非支配解,指导蚁群算法搜索到Pareto最优解。并且,利用本文提出的方法,对排产过程中的目标侧重点和目标数量可以进行灵活调整,在建立的排产系统中,可以同时给出多个非支配解供用户进行选择,使排产过程具有更大的灵活性。通过实际生产数据的仿真结果显示,本文所提出的模型和算法适合于编制冷轧机组批量作业计划。

参考文献(References):

- [1] ZHAO J, LIU Q L, WANG W. Models and algorithms of production scheduling in tandem cold rolling[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2008, 31(5): 565 – 573.
- [2] 李耀华, 张大波, 宁树实, 等. 单亲遗传算法求解冷轧厂合同优化组合问题[C] // 第五届全球智能控制与自动化大会. 杭州: IEEE, 2004: 2953 – 2957.
(LI Yaohua, ZHANG Dabo, NING Shushi, et al. Optimal combination problem of orders in cold rolling plant solved by parthenogenetic algorithm[C] // *Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation*. Hangzhou, China: IEEE, 2004: 2953 – 2957.)
- [3] SIROLA J D, HAUN S, WESTERBERG A W. Computing Pareto fronts using distributed agents[J]. *Computer & Chemical Engineering*, 2004, 29(1, 15): 113 – 126.
- [4] 蓝艇, 刘士荣, 顾幸生. 基于进化算法的多目标优化方法[J]. *控制与决策*, 2006, 21(6): 601 – 605, 611.
(LAN Ting, LIU Shirong, GU Xingsheng. Approaches of evolutionary multiobjective optimization[J]. *Control and Decision*, 2006, 21(6): 601 – 605, 611.)
- [5] BETUL Y, MEHMET M Y. Ant colony optimization for multi-objective flow shop scheduling problem[J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2008, 54(3): 411 – 420.
- [6] DOERNER K, GUTJAH W J R, HARTL R F. Pareto ant colony optimization: a metaheuristic approach to multiobjective portfolio selection[J]. *Annals of Operations Research*, 2004, 131(1/4): 79 – 99.
- [7] 刘士新, 宋健海, 周山长. 热轧带钢轧制批量计划优化模型及算法[J]. *控制理论与应用*, 2007, 24(2): 243 – 248.
(LIU Shixin, SONG Jianhai, ZHOU Shanchang. Model and algorithm for solving hot strip rolling batch planning problems[J]. *Control Theory & Application*, 2007, 24(2): 243 – 248.)
- [8] DORIGO M, MARIA L. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, 1(1): 53 – 66.
- [9] 胡小兵, 黄席樾, 张著洪. 一种新的自适应蚁群算法及其应用[J]. *计算机仿真*, 2004, 21(6): 108 – 111.
(HU Xiaobing, HUANG Xiye, ZHANG Zhuhong. A novel adaptive ant colony algorithm with application[J]. *Computer Simulation*, 2004, 21(6): 108 – 111.)
- [10] 郑金华, 蒋浩, 邝达, 等. 用擂台法则构造多目标Pareto最优解集的方法[J]. *软件学报*, 2007, 18(6): 1287 – 1297.
(ZHENG Jinhua, JIANG Hao, KUANG Da, et al. An approach of constructing multi-objective Pareto optimal solution using arena's principle[J]. *Journal of Software*, 2007, 18(6): 1287 – 1297.)

作者简介:

王 利 (1977—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为智能算法、CIMS、生产计划与调度, E-mail: wangli.ly@126.com;

王 伟 (1955—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为流程工业生产过程建模与控制、CIMS、智能控制;

高宪文 (1955—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为流程工业生产过程建模与控制、智能控制;

赵 珺 (1981—), 男, 讲师, 目前研究方向为工业生产过程调度、计算机集成制造、智能优化算法与应用。