

改进快速非支配排序遗传算法热连轧过程 负荷分配的智能优化

丁敬国¹, 宋梦雪¹, 张志鸿², 郝学斌², 任连波², 魏子超²

(1. 东北大学 轧制技术及连轧自动化国家重点实验室, 沈阳 110819; 2. 河钢邯钢邯宝热轧厂, 河北 邯郸 056003)

摘要: 在热连轧的非稳态轧制过程中, 负荷分配不均会导致板形控制精度的下降. 针对负荷分配不合理的情况, 以传统机理模型为基础, 建立了板形和轧制均衡的目标函数, 开发了改进快速非支配排序遗传算法 (NSGA-II) 的负荷分配智能优化方法, 利用该优化算法对热连轧精轧机组进行了负荷分配优化. 通过工业试验将经验法、GA 与 NSGA-II 优化得出的负荷分配数据进行对比, 发现采用新方法的优化结果明显比经验法更合理, GA 和 NSGA-II 的优化结果将机架 F5 和 F6 相对凸度误差从 4.63% 分别降低至 1.06% 和 0.79%, 且 NSGA-II 在末机架的相对凸度差为 -0.000 009 88, 小于 GA 的 -0.000 050 47. 应用结果表明, 该负荷分配优化算法明显优于 GA, 对非稳态轧制过程中的负荷分配优化及板形控制具有理论指导意义和实际应用价值.

关键词: 热连轧; 负荷分配; NSGA-II; 多目标优化

中图分类号: TG 335.5 **文献标识码:** A **文章编号:** 1671-6620(2022)03-0228-07

Intelligent optimization of load distribution in hot strip rolling process based on improved non-dominated sorting genetic algorithm

Ding Jingguo¹, Song Mengxue¹, Zhang Zhihong², Hao Xuebin², Ren Lianbo², Wei Zichao²

(1. State Key Laboratory of Rolling and Automation, Northeast University, Shenyang 110819, China;

2. Handan Iron and Steel Group Company, Handan 056003, China)

Abstract: In the unsteady rolling process of hot continuous rolling, the uneven load distribution would lead to the decrease of the accuracy of shape control. Based on the traditional mechanism model, the objective function of strip shape and rolling load balance was established for the unreasonable load distribution, an intelligent optimization method of load distribution based on improved fast Non-dominated sorting genetic algorithm (NSGA-II) was developed, which was used to optimize the load distribution of hot strip finishing mill. Comparing the load distribution data obtained by an empirical method, GA and NSGA-II optimization with the load distribution data obtained by an empirical method through industrial tests, it is indicated be seen that the optimization results of the new method are more reasonable than that of the empirical method. The optimization results of GA and NSGA-II reduce the relative convexity errors of F5 and F6 from 4.63% to 1.06% and 0.79%. Furthermore, the relative convexity difference of NSGA-II in the final frame is -0.000 009 88, which is less than -0.000 050 47 of GA. The optimization result of load distribution is better than that of GA in terms of shape. The research result has theoretical guiding significance and practical application value for load distribution optimization and shape control in unsteady rolling process.

Key words: hot strip rolling; load distribution; NSGA-II; multi-objective optimization

在热连轧精轧过程中, 精轧机组轧制规程的制定对带钢的板形质量、组织结构以及力学性能起着至关重要的作用, 对生产能量损耗、机械设备损耗、参数调整难易程度、生产过程稳定性、生产效率等方面均有直接的影响^[1]. 启发式智能算法包括遗传算法、蜂群算法、蛙跳算法、粒子群算法、

人工鱼群算法、蚁群算法等, 这些算法都是以模仿生物活动的方式寻求问题最优解. 它们具有对数学模型的要求简单、搜索快等优点, 被广泛应用于以板形为目标的负荷分配优化^[2-4]. 贾树晋等^[5]开发了一种基于 Maximin 适应度函数的多目标群智能算法, 用于优化热轧生产计划与负荷分配问

收稿日期: 2021-12-06.

基金项目: 中央引导地方科技发展资金 (2022JH6/100100019); 国家自然科学基金-区域创新发展联合基金 (U21A20475).

作者简介: 丁敬国 (1981—), 男, 副教授, E-mail: djg@ral.neu.edu.cn.

题,解决了优化目标权重选择困难的问题.金阳^[6]利用多目标蚁群算法对热连轧负荷分配进行优化,并通过仿真实验证明了该算法的有效性.

在非稳态轧制过程中,基于传统数学模型建立的板形控制系统已不能满足板形精度的要求.因此,本文中以内某1 580 mm产线为研究对象,通过改进快速非支配排序遗传算法,优化负荷分配手段和提高板形控制的预设精度,使轧制力、温度等参数尽快进入稳态轧制水平,最终达到改善板形的目的.

1 改进的快速非支配排序遗传算法

1.1 快速非支配排序遗传算法

1995年,Srinivas和Deb^[7]提出了非支配排序遗传算法(Non-dominated Sorting Genetic Algorithm, NSGA),利用Pareto支配关系对种群个体进行非支配层分配,利用共享函数对非支配层赋予适应值.非支配层的排列和共享策略可使非支配解以群体进化的方式朝着Pareto优化区域寻优^[8],但对种群的个体进行非支配排序会使计算量变大.同时,在进化过程中,由于NSGA不采用精英保存策略,会发生优秀非支配流失的现象,导致搜索效率降低.此外,共享函数中的参数对种群多样性的影响较大,这也在一定程度上降低了NSGA的通用性^[9-12].

为了减少计算时间和优化迭代方式,Deb等^[13]又提出了快速非支配排序遗传算法.该算法将上一代所有个体(种群 P_i)和经过遗传操作得到的子代个体(种群 Q_i)进行合并,得到规模为 $2N$ 的种群 R_i ;对 R_i 中的个体进行快速非劣排序赋值 i_{rank} ,并对处于同一非劣等级的个体按拥挤度排序赋值 i_d ;根据 i_{rank} 和 i_d 选出 N 个优良的个体形成父代种群 P_{i+1} ,并进行选择、交叉和变异,产生新的子代种群 Q_{i+1} ,如此循环操作,实现种群的遗传进化.这样可增大Pareto有效解的采样空间,避免由意外原因或优良个体大于种群规模导致优良个体丢失的现象发生,同时保证在迭代过程中产生的所有最优解都被保留到下一代中,种群也一直沿着最优的方向进化,提高了遗传算法的收敛速度.

拥挤度定义为目标空间中某个给定点周围分布点的密集程度.种群个体 x_i 的拥挤度 i_d 为同一非支配层中周围仅包含个体的局部拥挤距离.

拥挤距离的计算过程如下:种群中每个个体 $i_d=0$,经非支配排序后,边界两端个体的拥挤度为 $i_d=N_d=0$,即边界上的两个个体均可被选择进

入下一代种群.

其他个体的拥挤度 i_d 计算公式如下:

$$i_d = \sum_{j=1}^m (|f_j^{i+1} - f_j^{i-1}|) \quad (1)$$

式中: f_j^{i+1} 为在 $i+1$ 点上的第 j 个目标函数值.

种群中每个个体均含有非支配层级 i_{rank} 和拥挤度 i_d 两个属性参数.采用二元锦标赛比较两个个体可发现, i_{rank} 越小的个体越优; i_{rank} 相等时, i_d 越大的个体越优.此外,采用拥挤距离解决了小生境参数和共享半径不易确定的问题,从而减少了遗传算法的主观性.NSGA的具体运算步骤如下:

步骤1:在约束条件下和逻辑边界内,任意生成数量为 N 的初始种群 P_0 ,使用二元锦标赛选择对 P_0 中个体进行交叉和变异操作,产生的新个体形成规模为 N 的种群 Q_0 .

步骤2:将 P_0, Q_0 合并成个体数量为 $2N$ 的种群 R_0 ,对种群 R_0 中个体进行非支配排序并赋值 i_{rank} ,根据 i_{rank} 从小到大(个体最优到劣)的顺序依次将个体加入到 P_1 中,直至种群 P_1 数量达到 N 为止.具体操作过程如下:从层级 F_1 开始向 F_n 逐层选择个体放入 P_1 中,如果某一层级之前放入的个体数量不够 N 时,则选择 $i_{\text{rank}}+1$ 层级的个体放入;如果某一层级将其个体全部放入 P_1 中,数量超过 N ,则需要对该层级内的所有个体按拥挤度排序,优先选择该层级中个体 i_d 大的放入 P_1 中,直至种群数量达到 N .

步骤3:对新的父代种群 P_1 中个体进行非劣等级分类和拥挤度计算,使用二元锦标赛选择 P_1 中的个体获得可进行交配的父代个体,经一般遗传算法的交叉与变异算子类似的遗传操作后,再执行精英保留选择出 P_2 ;对 P_2 中个体再进行非劣等级分类和拥挤度计算,如此循环操作,直至超过设定遗传代数 n 时,输出 P_n .

1.2 改进的NSGA

改进的NSGA(NSGA-II)使用快速非支配排序和拥挤距离进行计算,这样每代产生的非支配最优解都能通过精英保留被选择到下一代种群中,非支配等级越低的个体越容易被选入下一代种群,且所有个体会快速向Pareto前沿区域靠拢.但这也导致进入下一代的个体质量相同,降低了种群进程中的多样性,忽略了潜在最优个体,会对问题的最优解造成影响.为了在保留每代最优个体的同时,也能在种群全区域内寻找潜在的最优解,在NSGA-II的精英保留过程中加入了基于K近邻的选择策略.先利用快速非支配排序和拥挤

距离挑选优良个体,再利用 K 近邻策略选择种群中稀疏区域的点.为了能够动态地调整变异算子,随着迭代次数增加,对变异算子进行改进,使变异率在前期优良个体较少的情况下仍维持较高,保证种群的多样性,也使后期聚集在 Pareto 前沿不易变异或降低变异率的个体能顺利找到最优解.最后,通过实验验证改进算法在提升解的多样性和均匀性方面的效果.

1.2.1 K 近邻的选择策略

在精英保留选择过程中,为增加种群的多样性,除考虑 Pareto 前沿上的个体外,还应当考虑位于种群内部稀疏区域的个体,而 K 近邻方式正好可以找出位于稀疏区域的个体^[14-15].K 近邻的逻辑是:在特定空间中,若距离待选对象最邻近的 k 个样本在某一属性上大部分为同一类,那么将该对象归为同一类.本文中采用某个体相近的 k 个样本(通过实验验证 k 取 5 效果较好)平方和的平方根来衡量个体的稀疏性.一般认为,样本平方和的平方根值越大的个体,其周边的个体距离它也越远,则该个体在空间中越稀疏.如图 1 所示,二维空间中 b 点所在区域比 a 点的稀疏.

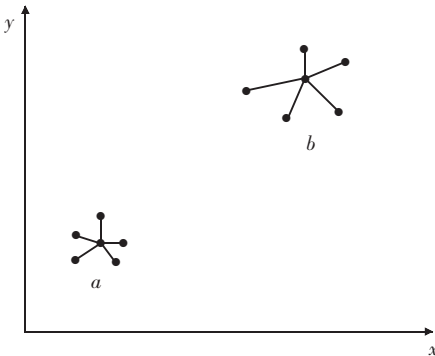


图 1 K 近邻分散点

Fig. 1 K nearest neighbor scatter

基于上述的 K 近邻策略,给出新的精英保留步骤:

步骤 1:对 R_i 中的所有个体按照快速非支配排序,划分为等级 F_1, F_2, \dots, F_n .

步骤 2:将 F_1 中所有个体放到下一代种群 P_{i+1} 中,判断 P_{i+1} 的规模是否达到 N .如果超过 N ,则转步骤 3;如果未达到 N ,则转步骤 4.

步骤 3:对 F_1 中所有个体按拥挤度排序,优先选择该层级中个体 i_d 大的放入 P_{i+1} 中,直至种群数量达到 N .

步骤 4:将 F_1 中所有个体放到下一代种群 P_{i+1} 中,同时将它们从 R_i 中删除,形成种群 S_i ,对种群 S_i 中的所有个体求出它们之间的欧氏距离.

对于任意一个个体 i ,找出与 i 距离最近的其他 5 个体,并计算与 k 个体欧氏距离的总和,记作 i_{SUM} .根据个体 i_{SUM} 的值,从大到小选择个体放入 P_{i+1} 中,直至种群数量达到 N .

1.2.2 变异算子

在遗传算法迭代过程中,初始阶段的种群整体较差,必须广泛地产生新个体以快速搜索最优解,增加种群多样性.随着迭代次数的增加,种群个体越来越向 Pareto 前沿移动,导致个体在较小范围内变异.基于这样的性质,本文中对变异算子进行如下改进:

$$X_{\text{Ck}}^{t+1} = X_{\text{Ck}}^t \pm \left(1 - \frac{t}{T}\right) \times \frac{2n - ak}{2n} \times X_{\Delta 1} \pm \frac{t}{T} \times N(\mu, \sigma) \times X_{\Delta 2} \quad (2)$$

式中: t 为算法目前迭代次数; T 为总的迭代次数; $N(\mu, \sigma)$ 为正态分布.由式(2)可知,变异后的值由两部分决定,一部分的比重随着迭代次数的增加而减小,而另一部分的比重随之增大.初始阶段最优解相对较少,需从全局出发搜索,增加个体突变量,但由于热连轧过程中压下量会随着机架号的增大逐渐减小,故加入了动态系数;中后期阶段种群则需要较强的局部搜索能力,在最优区域周围搜索,发现更优解.

2 板形优化建立的目标函数和约束条件

2.1 目标函数

在智能算法中,目标函数常作为适应度函数来决定向量解的优化方向.本文中通过轧制力、温度、凸度等数学模型表示热连轧过程中各参数变量之间的关系,并以这些模型为基础建立目标函数.

对前 2 个机架进行均衡分配时,需要考虑第 1 机架带钢咬入,且要为厚度波动调节留有余量,使轧制力稍小.因此,前 2 个机架的目标函数如下:

$$f_1(h_0, h_1, h_2) = \min \{ (P_1 - 0.9P_2)^2 \} \quad (3)$$

对第 2~3 机架进行尽可能大的厚度压下,同时保证两个机架轧制力相等为优化目标函数,即

$$f_2(h_1, h_2, h_3) = \min \{ (P_2 - P_3)^2 \} \quad (4)$$

对于第 4~6 机架,需保证带钢在机架之间的相对凸度差满足 Shohet 评判准则公式,使目标函数的出口相对凸度接近实际需要,即

$$f_3(h_{i-1}, h_i) = \min \left\{ \sum_{i=4}^6 \left(\frac{CR_i}{h_i} - \frac{CR_n}{h_n} \right)^2 \right\} \quad (5)$$

式中： $\frac{CR_i}{h_i}$ 为第 4~6 机架的相对凸度； $\frac{CR_n}{h_n}$ 为成品带钢的目标相对凸度。

由于轧制力和相对凸度的数量级相差较大，将目标函数转化为

$$\begin{cases} f_1(h_0, h_1, h_2) = \min \left\{ \left(1 - \frac{0.9P_2}{P_1} \right)^2 \right\} \\ f_2(h_1, h_2, h_3) = \min \left\{ \left(1 - \frac{P_3}{P_2} \right)^2 \right\} \\ f_3(h_{i-1}, h_i) = \min \left\{ \sum_{i=4}^6 \left(1 - \frac{CR_n}{h_n} / \frac{CR_i}{h_i} \right)^2 \right\} \end{cases} \quad (6)$$

将前 3 个机架的轧制力负荷均衡和板形优化的目标函数加权求和，得到单目标函数，即

$$F = f_1 + f_2 + f_3 = \min \left\{ \left(1 - \frac{P_1}{0.9P_2} \right)^2 + \left(1 - \frac{P_3}{P_2} \right)^2 + \lambda \sum_{i=4}^6 \left(1 - \frac{CR_n}{h_n} / \frac{CR_i}{h_i} \right)^2 \right\} \quad (7)$$

式中： λ 为权重系数。

当使用多目标函数进行优化时，整个精轧机组被分为前 3 个机架轧制力负荷均衡和后 3 个机架板形优化两部分，即 NSGA-II 的目标函数为

$$\begin{cases} F_1 = \left(1 - \frac{P_1}{0.9P_2} \right)^2 + \left(1 - \frac{P_3}{P_2} \right)^2 \\ F_2 = \sum_{i=4}^6 \left(1 - \frac{CR_n}{h_n} / \frac{CR_i}{h_i} \right)^2 \end{cases} \quad (8)$$

当决策变量为每个机架出口厚度 h_1-h_5 时，可求解出 5 个未知数和 5 个目标函数。

2.2 约束函数

在实际生产过程中，为保证负荷分配在合理的范围内进行优化，需要对精轧机组的工艺参数和机架设备载荷参数进行一定程度的限制。因此，本文中做出以下约束条件。

(1) 为保证带钢能被顺利咬入且在机架间正常穿带，第 1 机架工作辊压下量的表达式为

$$\begin{aligned} \Delta h_1 &\leq \Delta h_{1\max} = D(1 - \cos\alpha_{1\max}) = \\ &D \left(1 - \frac{1}{\sqrt{1 + \mu^2}} \right) \end{aligned} \quad (9)$$

式中： α 为咬入角，rad； μ 为热轧摩擦系数。

(2) 为保证长期生产的稳定性，避免辊型被破坏或工作辊断裂，对各机架的轧制力和轧制力矩进行限制，即

$$\begin{cases} 0 \leq P_i \leq P_{i\max} \\ 0 \leq M_i \leq M_{i\max} \end{cases} \quad (10)$$

(3) 为防止电机过载荷运转而发热，对各机架的功率进行限制，表达式如下：

$$\begin{cases} N_i \leq K \cdot N_n \\ N_{ij} \leq N_n \end{cases} \quad (11)$$

式中： K 为过载系数； N_n 为电机额定功率，kW； N_{ij} 为电机均方根功率，kW。

(4) 在热连轧过程中，带钢经过每个机架的出口厚度是递减的，即

$$0 \leq h_{i+1} \leq h_i \quad (12)$$

3 实际应用

3.1 设备及工艺参数

本文采用的机架设备参数如表 1 和表 2 所列，坯料原始数据和产品目标尺寸如表 3 所列。

表 1 轧机设备参数

Table 1 Rolling mill equipment parameters

| 机架号 | 工作辊直径/mm | 最大轧制力/kN | 最大轧制力矩/(kN·mm) | 额定电机功率/kW |
|-----|----------|----------|----------------|-----------|
| F1 | 750 | 50 000 | 5 700 | 12 000 |
| F2 | 750 | 50 000 | 5 700 | 12 000 |
| F3 | 750 | 50 000 | 5 700 | 12 000 |
| F4 | 750 | 50 000 | 5 700 | 12 000 |
| F5 | 750 | 40 000 | 5 500 | 10 000 |
| F6 | 750 | 40 000 | 5 500 | 10 000 |

表 2 横向刚度系数 K_p

Table 2 Lateral stiffness coefficient K_p

| 机架号 | 轧制力 kN | | | |
|-----|-----------|---------------|--------------|-------------|
| | 21 600 以上 | 10 800~21 600 | 5 400~10 800 | 2 000~5 400 |
| F1 | 664 | 625 | 455 | 366 |
| F2 | 664 | 625 | 455 | 366 |
| F3 | 664 | 625 | 455 | 366 |
| F4 | 664 | 625 | 455 | 366 |
| F5 | 664 | 625 | 455 | 366 |
| F6 | 664 | 625 | 455 | 366 |

表 3 坯料输入参数和产品目标参数

Table 3 Slab primary and target parameters

| 钢种 | 入口温度/℃ | 出口温度/℃ | 来料厚度/mm | 出口厚度/mm | 目标凸度/ μm | 目标宽度/mm |
|-------|--------|--------|---------|---------|---------------------|---------|
| Q345B | 1 020 | 870 | 32.00 | 2.00 | 10 | 1 500 |

3.2 应用结果和分析

利用 GA 和改进的 NSGA-II, 分别以式(7)和(8)为目标函数进行负荷分配测试. 在 GA 实验中, 设置种群大小 $M=100$, 最大的遗传代数 $T=100$; 在 NSGA-II 算法中, 设置算法种群大小 $M=100$, 最大的遗传代 $T=30$. GA 测试耗时 194 s, 迭代曲线如图 2 所示, 运算结果见表 4; NSGA-II 测试耗时 135 s, Pareto 最优前沿分布如图 3 所示, 运算结果见表 5; 板形最优结果和经验法的运算结果分别见表 6 和表 7.

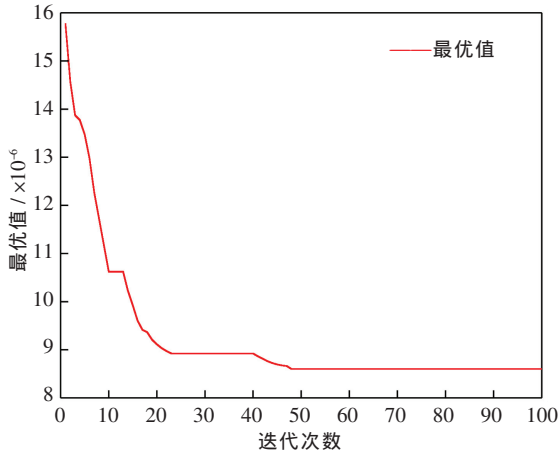


图 2 迭代收敛性曲线

Fig. 2 Iterative convergence curve

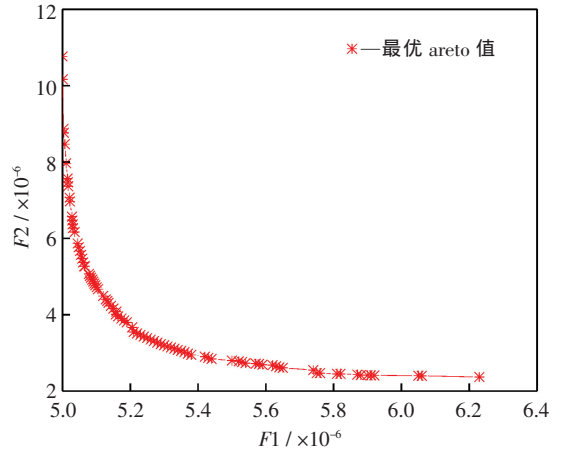


图 3 Pareto 最优前沿分布

Fig. 3 Pareto's best frontier

表 4 GA 的优化负荷分配结果

Table 4 Load distribution optimization results of GA

| 机架号 | 出口厚度/mm | 轧制力/kN | 相对凸度/ 10^{-3} |
|-----|---------|-----------|-----------------|
| F1 | 17.957 | 28 713.26 | 8.823 |
| F2 | 10.414 | 31 545.38 | 12.411 |
| F3 | 4.32 | 31 382.19 | 5.122 |
| F4 | 3.036 | 15 016.18 | 4.972 |
| F5 | 2.402 | 12 915.76 | 5.062 |
| F6 | 2.000 | 12 082.91 | 5.012 |

表 5 NSGA-II 的优化负荷分配结果

Table 5 Load distribution optimization results of NSGA-II

| 编号 | h_1 | h_2 | h_3 | h_4 | h_5 | h_6 | $F_2/\times 10^{-6}$ | $F_1/\times 10^{-6}$ |
|-----|--------|-------|-------|-------|-------|-------|----------------------|----------------------|
| | mm | | | | | | | |
| 1 | 17.425 | 8.585 | 4.002 | 3.022 | 2.399 | 2.000 | 10.769 | 4.998 |
| 2 | 17.426 | 8.585 | 4.002 | 3.021 | 2.398 | 2.000 | 10.169 | 5.000 |
| 3 | 17.426 | 8.586 | 4.001 | 3.022 | 2.397 | 2.000 | 8.869 | 5.003 |
| 4 | 17.426 | 8.585 | 4.002 | 3.021 | 2.398 | 2.000 | 8.769 | 5.004 |
| 5 | 17.426 | 8.585 | 4.002 | 3.021 | 2.398 | 2.000 | 8.365 | 5.014 |
| ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... | ... |
| 96 | 17.429 | 8.584 | 4.001 | 3.021 | 2.397 | 2.000 | 2.411 | 5.914 |
| 97 | 17.429 | 8.584 | 4.001 | 3.021 | 2.397 | 2.000 | 2.410 | 5.927 |
| 98 | 17.429 | 8.584 | 4.001 | 3.021 | 2.397 | 2.000 | 2.403 | 6.052 |
| 99 | 17.429 | 8.584 | 4.001 | 3.021 | 2.397 | 2.000 | 2.400 | 6.068 |
| 100 | 17.429 | 8.584 | 4.001 | 3.021 | 2.397 | 2.000 | 2.369 | 6.231 |

表 6 基于 NSGA-II 的板形参数优化结果

Table 6 Optimization results of shape parameters based on NSGA-II

| 机架号 | 出口厚度/mm | 轧制力/kN | 相对凸度/ 10^{-3} |
|-----|---------|-----------|-----------------|
| F1 | 17.929 | 28 646.65 | 9.364 815 |
| F2 | 9.984 | 31 810.37 | 12.588 274 |
| F3 | 4.191 | 31 649.28 | 5.049 263 |
| F4 | 3.021 | 14 549.20 | 4.998 276 |
| F5 | 2.397 | 12 697.47 | 5.009 884 |
| F6 | 2.000 | 11 997.57 | 5.00 |

表 7 经验法负荷分配的结果

Table 7 Results of empirical load distribution

| 机架号 | 出口厚度/mm | 轧制力/kN | 相对凸度/ 10^{-3} |
|-----|---------|-----------|-----------------|
| F1 | 17.949 | 28 754.62 | 10.025 408 |
| F2 | 8.873 | 33 957.38 | 15.857 745 |
| F3 | 4.846 | 23 457.38 | 7.568 242 |
| F4 | 3.111 | 19 428.86 | 5.537 009 |
| F5 | 2.480 | 13 190.45 | 5.055 916 |
| F6 | 2.000 | 12 903.02 | 5.301 562 |

基于表 4、表 6 和表 7 中的负荷分配数据,分别采用经验法、GA 和 NSGA- II 计算得到了各机架的出口厚度、轧制力、相对凸度以及相对凸度差,结果如图 4~7 所示。

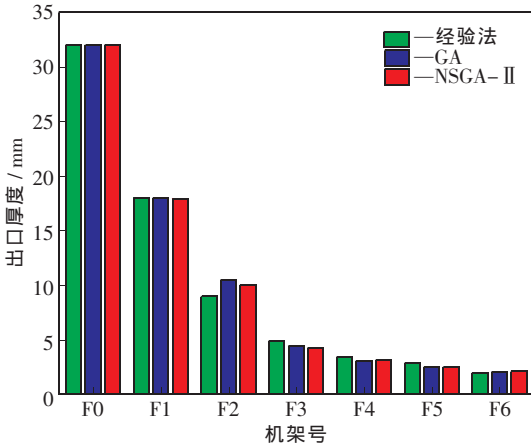


图 4 出口厚度对比柱状图

Fig. 4 Histogram of outlet thickness comparison

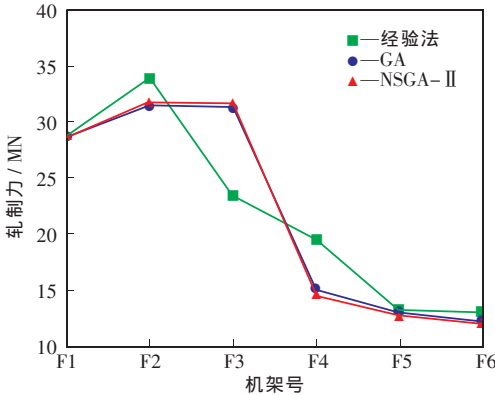


图 5 轧制力对比曲线

Fig. 5 Comparison curve of rolling force

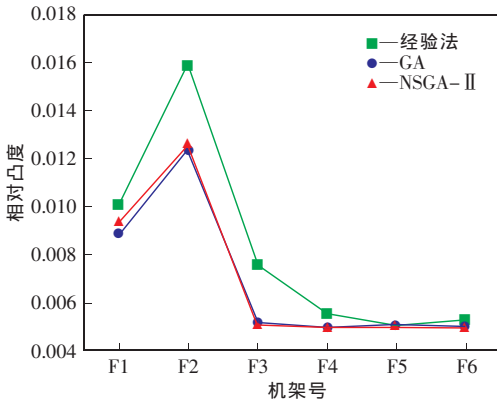


图 6 相对凸度对比曲线

Fig. 6 Comparison curve of relative crown

从图 4 可以看出, GA 和 NSGA- II 优化得到的机架 F3~F6 出口厚度均比经验法的厚度要小,

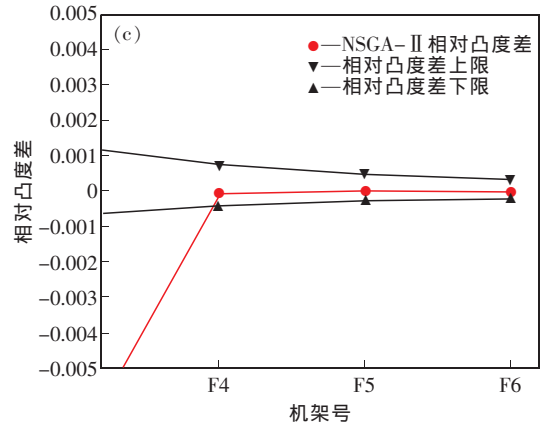
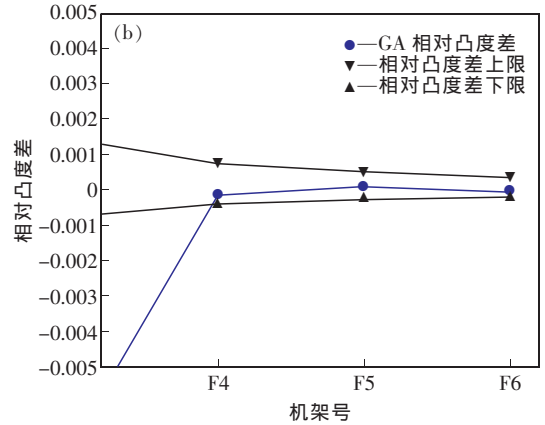
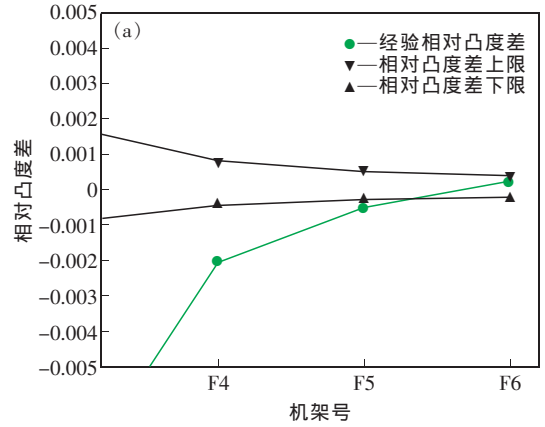


图 7 相对凸度差曲线

Fig. 7 Curves of relative crown difference

(a)—经验法; (b)—GA; (c)—NSGA- II

这为后面机架的轧制力和弯辊力留足了调节空间,也为板形控制奠定了良好的基础.从图 5 中机架 F1~F3 轧制力的分布可知,相比于经验法的分配,GA 和 NSGA- II 基本实现了前 3 个机架轧制负荷的均衡分配,其中机架 F3 的轧制能力得到了更充分地发挥,且机架 F3 的轧制力大小与机架 F2 的基本相等,这为后续机架的轧制力和弯辊力留有调整的余地,从而可以更好地控制板形.由图 6 可知,经验法中机架 F2 的相对凸度较大,机架

F3~F6的负荷分配不合理,使得后续机架的相对凸度波动较大,而 GA 和 NSGA-II 中机架 F4~F6 的相对凸度波动较小.由图 7 可知,经验法中机架 F4 和 F5 的相对凸度差不在板形良好的区域内,而 NSGA-II 和 GA 的负荷分配方案能使带钢更快地进入板形良好区域,且后 3 个机架相对凸度的差值与经验法的相比波动较小,从而保证了带钢的良好板形.对比图 6 和图 7 还可以发现,GA 和 NSGA-II 的优化结果将 F5 和 F6 相对凸度误差从 4.63% 分别降低到了 1.06% 和 0.79%.

结合图 4~7 可以看出,经 NSGA-II 优化后,各机架出口厚度、轧制力以及相对凸度与 GA 优化结果大致相同,GA 和 NSGA-II 优化的相对凸度差均在板形良好范围内.为了更准确地判断两者的差异,将 GA 和 NSGA-II 优化的机架 F4~F6 相对凸度差做成柱状图进行比较,结果如图 8 所示.

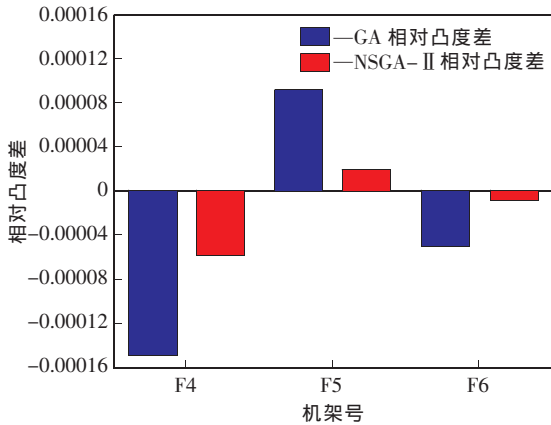


图 8 NSGA-II 和 GA 相对凸度差柱状对比图
Fig. 8 Histogram of relative crown difference of NSGA-II and GA

从图 8 中可看出,NSGA-II 中机架 F4~F6 的相对凸度差比 GA 的小,NSGA-II 中机架 F6 相对凸度差为-0.000 009 88,GA 为-0.000 050 47.另外,NSGA-II 的迭代次数相对较少,耗时短,在轧制带钢前可以进行多次设定以获得更精确的预设值.这一方面可以提高带钢在开始非稳态轧制时的板形质量,另一方面在带钢进入稳态轧制阶段时,可以给闭环控制系统提供良好的初始点,使闭环系统快速完成对板形的调节,缩短非稳态轧制过程时间,从而减少损失.

综上所述,从热连轧负荷分配的整体上看,NSGA-II 和 GA 的负荷分配大致相同并且优于经验法;在板形的控制方面,NSGA-II 优于 GA.

4 结 论

(1) 提出了改进的快速非支配排序遗传算法

(NSGA-II),在 NSGA-II 的选择操作中引入了 K 近邻的选择策略,并根据轧制工艺对 NSGA-II 的变异操作进行了优化.

(2) 为降低非稳态轧制过程负荷分配对板形的影响,通过智能算法 GA 和改进后的 NSGA-II 进行负荷分配优化.实验结果显示两种算法的优化结果均比经验法合理.GA 和 NSGA-II 的优化结果将 F5 和 F6 相对凸度误差从 4.63% 分别降低到了 1.06% 和 0.79%,且 NSGA-II 在末机架的相对凸度差为 -0.000 009 88,小于 GA 的 -0.000 050 47,板形方面的优化结果更优于 GA.

参考文献:

- [1] 李维刚,张健民.带钢热连轧轧制力模式负荷分配的改进算法[J].宝钢技术,2012(4):10-14.
- [2] 罗永军,王长松,曹建国,等.兼顾板形的热连轧机负荷分配的优化[J].北京科技大学学报,2005,27(1),94-97.
- [3] 戚向东.宝钢新建板带轧机轧制规程及机型选择的研究[D].秦皇岛:燕山大学,2002.
- [4] Goldberg D E. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning[J]. Choice Reviews Online, 1989, 17(7): 2104-2116.
- [5] 贾树晋.热轧生产计划与负荷分配的多目标群智能算法研究[D].上海:上海交通大学,2012.
- [6] 金阳.基于蚁群优化算法的热连轧过程负荷分配策略研究[D].沈阳:东北大学,2014.
- [7] Srinivas N, Deb K. Multi-objective function optimization using nondominated sorting genetic algorithms [J]. Evolutionary Computation, 1995, 2(3): 211-248.
- [8] 吉根林.遗传算法研究综述[J].计算机应用与软件,2004, 21(2): 70-74.
- [9] Li J, Raymond K. A fuzzy genetic algorithm for driver scheduling [J]. European Journal of Operational Research, 2008, 134(147): 334-344.
- [10] 魏静莹.解决全局优化问题的几种进化算法[D].西安:西安电子科技大学,2006.
- [11] 马小妹.多目标优化的遗传算法研究[D].西安:西安电子科技大学,2010.
- [12] 杨东徽.基于遗传算法的混合动力汽车多目标优化及控制策略研究[D].重庆:重庆交通大学,2008.
- [13] Deb K, Agrawal S, Pratap A, et al. A fast elitist nondominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II [C]//International conference on parallel problem solving from nature. Springer, Berlin, Heidelberg, 2000: 849-858.
- [14] 刘江.改进的遗传算法求解多目标优化问题[D].西安:西安电子科技大学,2016.
- [15] 陈小波,吴涛,高正龙.基于粒计算的K近邻多标签学习算法[J].计算机工程,2012,38(22): 173-175.