

多目标差分进化在热连轧负荷分配中的应用

姚 峰, 杨卫东, 张 明

(北京科技大学 信息工程学院, 北京 100083; 北京科技大学 钢铁流程先进控制教育部重点实验室, 北京 100083)

摘要: 提出一种基于差分进化算法的多目标进化算法, 该算法个体的选择是通过非支配排序和拥挤度距离进行综合考虑. 保证了算法收敛到Pareto最优解集的同时, 提高了最优解个体分布的多样性. 通过与非支配排序遗传算法 II (NSGA II) 算法进行仿真对比, 结果显示基于拥挤度排序的多目标差分进化算法在收敛性和Pareto最优解集分布的多样性上均优于NSGA II 算法. 最后将其引入到热连轧负荷分配优化计算中, 给出了目标函数的表达方式, 对多目标进化算法在热连轧负荷分配计算中的应用进行了研究.

关键词: 多目标差分进化; 拥挤度排序; 热连轧负荷分配; 板形

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A

Multi-objective differential evolution used for load distribution of hot strip mills

YAO Feng, YANG Wei-dong, ZHANG Ming

(School of Information Engineering, University of Sciences of Beijing, Beijing 100083, China;
Key Laboratory of Advanced Control of Iron and Steel Process(Ministry of Education),
University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: A multi-objective evolutionary algorithm based on differential evolution is proposed, which takes the selection by the non-dominated sorting and crowding distance. While ensuring the convergence to the Pareto optimal solution set, this algorithm also increases the diversity of individual distribution. In the simulation comparison with non-dominated sorting in genetic algorithms II (NSGA II), the multi-objective differential evolutionary algorithm is better than the NSGA II algorithm both in convergence and in diversity. Finally, this algorithm is applied to the load distribution calculation of hot strip mills with given expressions of objective functions.

Key words: multi-objective differential evolution; crowding distance sorting; load distribution of hot strip mill; shape

1 引言(Introduction)

基于群体操作的进化算法能在一次运行结束后并行搜索到多个解, 因而其适合于求解具有多个解的多目标优化问题. 目前研究较多的是多目标遗传算法, 其有两个关键性的技术问题需要解决^[1]: 一是通过选取适当的适应值评价和选择策略, 引导算法收敛到问题真实的Pareto最优前沿; 二是在进化过程中维持群体的多样性, 并使得算法搜索到的近似Pareto最优前沿具有良好的分布特性且散布在较广的范围.

文献[2]算法采用小生境法, 使得与其余个体相似性较小的个体有更多的机会被遗传到下一代的群体中; 文献[3]采用网格法对搜索空间进行划分, 个体邻域的密度定义为与它处于同一网格中的个体的数目; 文献[4]采用聚类法对相似个体进行合并; 文

献[5]和文献[6]分别采用“最近邻居法”和“排挤距离”估计个体邻域的密度; 文献[7]把目标个数任意的多目标函数优化问题转化成了用种群序值的理想方差和种群密度的方差构成的两个目标函数的优化问题, 并对转化后的优化问题提出了一种新的多目标遗传算法.

差分进化算法(differential evolution, 简称DE)是近些年兴起的一种新的进化计算技术, 具备良好的优化性能^[8]. 其算法本质类似一个实编码的遗传算法, 但在其生成子代时用到多个父代个体的线性组合, 这就在一定程度上增加了子代种群的多样性, 这对于保持多目标算法Pareto解的多样性十分有利. 同时, 差分进化算法采用“贪婪”的选择方式, 这种方式能使算法具有快速的收敛特性, 减少算法的运行时间. 文献[9]给出了一种PDE算法, 采用精英保留

的策略,将每代种群的非支配个体保留,然后利用这些个体采用差分操作生成其余个体,直到达到原来的种群规模.文献[10]在前人研究的基础上,提出一种多目标差分进化算法,采用贪婪的选择方式进行种群的进化,并将其应用到水库系统优化中.这里设计了一种基于拥挤度和非支配排序的多目标差分进化算法(multi-objective optimization differential evolution algorithm based on crowding distance and non-dominant rank,简称CND-MODE),对差分操作进行改进,发展了一种改进的多目标差分进化算法(CND-MOIDE),通过在测试函数上与NSGA II的性能比较,CND-MOIDE算法具有明显的优势.

热连轧精轧机组的负荷分配优化实质上是一个多目标的优化问题,以往文献的处理方法是将多个目标函数通过加权函数的方法处理成单目标优化问题,如文献[11,12].但是这样处理存在一个缺点就是在工业现场中该加权系数不好确定.为了解决这个问题,这里引入多目标优化的思想,对多目标进化算法在热连轧精轧机组负荷分配优化计算中的应用进行了尝试.

2 多目标差分进化算法(Multi-objective differential evolution algorithm)

2.1 种群初始化(Initialization)

文献[12]提出了一种基于平均熵的群体初始化策略.初始化 $N \times D$ 种群.则群体的熵 H 等于各位熵 $H_j (j = 1, 2, \dots, D)$ 的总和,即

$$H = \frac{1}{D} \sum_{j=1}^D H_j, \quad (1)$$

$$H_j = \frac{1}{m+1} \sum_{i=1}^m (-P_{ik} \log P_{ik}), \quad (2)$$

式中: m 为已有的初始化个体数, k 为新的初始化个体, P_{ik} 是第 i 个个体的第 j 维编码与第 k 个个体的第 j 维编码的相似程度,即

$$P_{ik} = 1 - \frac{|x_j(i) - x_j(k)|}{B_j - A_j}, \quad (3)$$

其中 A_j, B_j 为第 j 维变量的下边界和上边界.

2.2 非支配排序(Non-dominated sorting)

初始种群基于非支配关系进行排序,这里采用文献[6]给出的一种快速排序法:

Step 1 对于种群 P 中的每一个个体 p 执行如下操作:

1) 令 $S_p = \phi, n_p = 0$. p 是主种群 P 中的每一个个体, S_p 用来存放主种群中被 p 支配的个体, n_p 是支配 p 的个体数目;

2) 对于 P 中的每一个个体 q ,如果 $p \succ q$,则 $S_p = S_p \cup \{q\}$;否则 $q \succ p$,则 $n_p = n_p + 1$.

3) 如果 $n_p = 0$,则个体 p 的等级 $p_{\text{rank}} = 1$,并将 p 添加到当前的Pareto前沿中,即 $F_1 = F_1 \cup \{p\}$;

Step 2 执行如下操作直到 $F_i = \emptyset$:

1) 令 $Q = \emptyset$,用来临时存放 F_i ;

2) 对于 F_i 中的每一个个体 p ,执行如下操作:对于 S_p 中的每个个体 q ,执行操作:令

$$n_q = n_q - 1,$$

如果 $n_q = 0$,即 q 只被 p 所支配,因而设置 q 的等级

$$q_{\text{rank}} = i + 1,$$

并令 $Q = Q \cup \{q\}$;

3) 令 $i = i + 1$;

4) 令 $F_i = Q$,将依次得到第2 ~ n 个前沿 $F_2 \sim F_n$.

由于该算法在排序过程中增加了两个参数: S_p 和 n_p ,通过定义的操作,该算法要优于文献[2]中的排序方法.

上述算法由两部分组成,第1部分(Step 1),用于计算 S_p 和 n_p ,所需的时间复杂度为 $O(rN^2)$, r 为目标数, N 为进化群体规模;第2部分用于求 $F_2 \sim F_n$,其时间复杂度为 $O(N^2)$,由此可得上述算法的时间复杂度为 $O(rN^2)$.

2.3 拥挤度计算(Crowding distance)

在产生新群体时,通常将等级高并且聚集密度较小的个体保留并参与下一代进化.设有 r 个子目标 $f_1, f_2, \dots, f_r$,个体 i 的拥挤度是 $P[i]_{\text{dis}}, P[i].m$ 为个体 i 在子目标 m 上的函数值,则拥挤度计算方法^[11]:

$$P[i]_{\text{dis}} = \sum_{k=1}^r (P[i+1].f_k - P[i-1].f_k), \quad (4)$$

若群体规模为 N ,最坏情况下对 r 个子目标进行拥挤度排序的时间复杂度是 $O(rN \log N)$,计算拥挤度的时间复杂度为 $O(rN)$,所以算法的时间复杂度为 $O(rN \log N)$.

2.4 选择操作(Selection operation)

进行完非支配排序和拥挤度计算之后,进行如下比较^[13]:

1) 前沿 F_i 中的个体非支配等级 $p_{\text{rank}} = i$;

2) 如果 $p_{\text{rank}} < q_{\text{rank}}$ 或者 $p_{\text{rank}} = q_{\text{rank}}$ 时,若 $P[p]_{\text{dis}} > P[q]_{\text{dis}}$,则

$$p \prec_n q.$$

上述操作首先比较个体的等级, 等级相同时比较个体的拥挤度, 在保证收敛到Pareto最优解的同时, 尽可能大的保持解集的多样性. 时间复杂度为 $O(N^2)$.

2.5 差分操作(DE operation)

这里使用到的是差分进化算法的变异和交叉操作, 这里给出了一种改进的变异方式:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + F((x_{r1}^t - x_i^t) + (x_{r2}^t - x_{r3}^t)). \quad (5)$$

上述变异方式中, 对于第 t 代种群的第 i 个个体 x_i^t , 基向量仍然采用 x_i^t , 表示在 x_i^t 的基础上进行变异, 这样有利于保持初始种群的多样性, 又兼顾了种群的进化的方向. 后面一项 $x_{r2}^t - x_{r3}^t$ 是作为扰动引入的, 这样处理可以使变异后的个体保持尽可能大的差异, 从而保持了种群的多样性.

交叉操作为: 种群中的个体 x_i^t 与 x_m 进行交叉操作产生个体 x_T , 为保证进化, 首先通过随机选择使 x_T 至少有一位由 x_m 贡献. 其他位则利用交叉概率因子 R , 交叉操作方程为^[1]

$$x_{Tj} = \begin{cases} x_{mj}, & \text{rand} \leq R, \\ x_{ij}, & \text{rand} > R. \end{cases} \quad (6)$$

2.6 子代的选择(Selection of offspring)

将上述差分操作得到的子代, 同原种群混合, 通过非支配排序等级和拥挤度选择 N 个子代, 具体操作方法是: 如果依次将 j 个前沿 $F_1 \sim F_j$ 中的所有个体加入到新的子代中后, 若其数目超出了 N , 则通过拥挤度排序, 在 F_j 中依次选择个体加入到新子代中, 直到子代的个体数目达到 N .

2.7 多目标差分进化算法步骤(Multi-objective differential evolution algorithm steps)

算法步骤:

Step 1 设置种群规模 N , 最大迭代代数 gen , 种群的上下限 $XV_{\max}$ 和 $XV_{\min}$, 采用2.1节方法对种群 pop 进行初始化, 并对其进行评价、非支配排序以及拥挤度的计算, 令 $i = 1$.

Step 2 采用二元竞标赛方式在 pop 中选择 $N/2$ 个个体组成父代个体 parent_pop , 对父代种群进行差分操作(变异和交叉操作), 生成种群 pop1 , 其种群的规模是 $N/2$.

Step 3 将 pop1 与 pop 进行混合生成 inter_pop , 并对其个体进行非支配排序和拥挤度计算, 依据排序等级和拥挤度选择 N 个个体组成新的种群 pop .

Step 4 $i = i + 1$, 如果 $i \leq \text{gen}$, 则返回Step 2;

如果 $i > \text{gen}$, 则继续.

Step 5 输出 pop , 即是所求解问题的Pareto最优解集.

2.8 算法收敛性讨论(Algorithm convergence discussion)

定义 1 在空间 $\mathbb{R}^k$ 中, 一个有界集 S 的Box计数维数定义为

$$\text{Boxdim}(S) = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln N(\varepsilon)}{\ln(1/\varepsilon)}, \quad (7)$$

定义 2 给定一个MOP, 以及其进化群体 PA 和 PB , 定义 PA 和 PB 的关系为 $PA \geq PB$, 若满足条件: $\forall x \in PA, \neg \exists y \in PB$, 使 $y \succ x$.

引理 1 给定一个MOP及其Pareto最优边界 PF_{ture} , 如果 PF_{ture} 是有界的, 则它是一个Box计数维数不大于 $r - 1$ 的集合(r 为目标数).

引理 2 给定MOP和MOEA, 若满足条件:

1) Pareto最优边界的Box计数维数不大于 $r - 1$, r 为目标数.

2) $P_{\text{known}}(0), P_{\text{known}}(1), \dots$, 是单调的, 即

$$\forall t: P_{\text{known}}(t+1) \geq P_{\text{known}}(t),$$

则MOEA以概率1收敛^[13,16].

推论 1 若给定一个MOP的Pareto最优边界 PF_{ture} 是有界的, 则CND-MOIDE算法在该MOP上以概率1收敛.

证 由引理2可知, 只需证明CND-MOIDE算法符合引理2的条件2)即可, 因为

$$\begin{aligned} P_{\text{known}}(t+1) &= \\ NDSet(P_{\text{known}}(t) \cup P_{\text{current}}(t+1)) &= \\ \{x \in P_{\text{known}}(t) \cup P_{\text{current}}(t+1) | \neg \exists y \in \\ P_{\text{known}}(t) \cup P_{\text{current}}(t+1), y \succ x\}, \end{aligned}$$

所以

$$\forall t: P_{\text{known}}(t+1) \geq P_{\text{known}}(t),$$

满足引理2的条件2). 证毕.

2.9 测试(Testing)

所采用的测试函数:

MOP 1:

$$\begin{aligned} f_1(x) &= 1 - e^{-4x_1} \sin^6(6\pi x_1), \\ f_2(x) &= g(x)(1 - (f_1(x)/g(x))^2), \\ g(x) &= 1 + 9\left(\sum_{i=1}^6 x_i/4\right)^{0.25}. \end{aligned}$$

其中 x_i 的取值范围是 $0 \leq x_i \leq 1, i = 1, \dots, 6$.

MOP 2:

$$f_1(x) = (1 + g(x)) \cos(0.5\pi x_1) \cos(0.5\pi x_2),$$

$$f_2(x) = (1 + g(x)) \cos(0.5\pi x_1) \sin(0.5\pi x_2),$$

$$f_3(x) = (1 + g(x)) \sin(0.5\pi x_1),$$

$$g(x) = \sum_{i=1}^{12} (x - 0.5)^2.$$

其中 x_i 的取值范围是 $0 \leq x_i \leq 1, i = 1, \dots, 12$.

设置算法参数, 种群规模 $N = 200$, 进化代数 $\text{gen} = 500$, NSGA II交叉与变异算子均为 $20^{[14]}$, CND-MOIDE算法的交叉概率因子 $R = 0.3$, 缩放因子 $F = 0.6$. 3种算法得到的Pareto最优解集, 如图1,2所示.

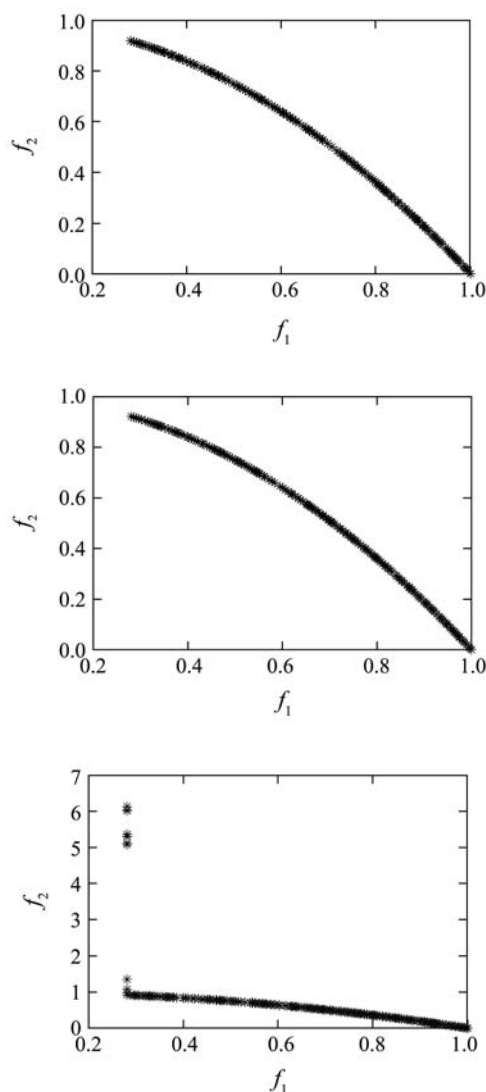


图1 CND-MOIDE, CND-MODE和NSGA II对MOP1求解结果

Fig. 1 The result of CND-MOIDE, CND-MODE and NSGA II to MOP1

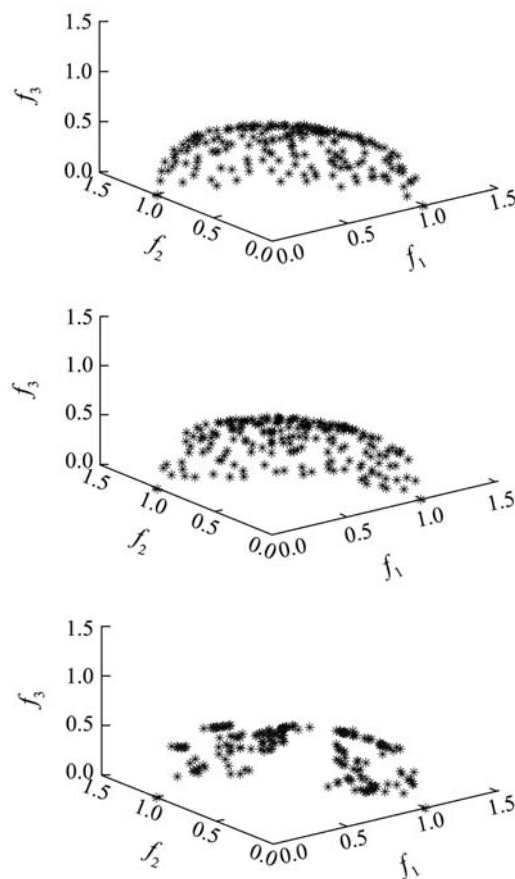
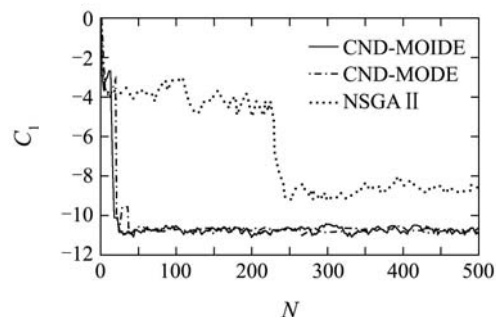


图2 CND-MOIDE, CND-MODE和NSGA II对MOP2求解结果

Fig. 2 The result of CND-MOIDE, CND-MODE and NSGA II to MOP2

在图1,2中可以直观的看出, CND-MOIDE的Pareto最优解集在分布的均匀性上要优于CND-MODE和NSGA II算法, NSGA II的效果明显要差于另两种算法. 这里采用文献[14]给出的性能测试方法, 对3种算法进行性能比较. 仿真结果如图3,4所示. 图中: $C1, C2$ 代表的是收敛性评价指标, $D1, D2$ 代表的是种群多样性评价指标.

由图3,4可以明显的看出在收敛性上CND-MOIDE略优于CND-MODE, 两者要好于NSGA II, 在解的多样性上, CND-MOIDE好于CND-MODE, 两者明显好于NSGA II.



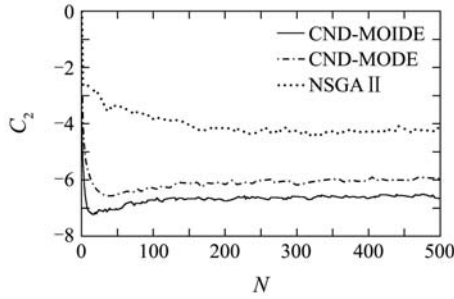


图3 3种算法在MOP1和MOP2上的解的收敛性比较
Fig. 3 The convergence comparison of three algorithms in MOP1 and MOP2

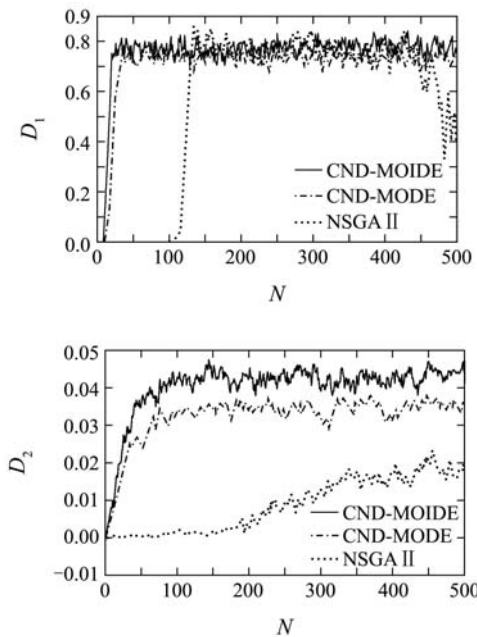


图4 3种算法在MOP1和MOP2上的解的多样性比较
Fig. 4 The diversity comparison of three algorithms in MOP1 and MOP2

3 CND-MOIDE 多目标负荷分配算法 (Load distribution algorithm based on CND-MOIDE)

3.1 目标函数和约束条件(Objective function and constraints)

根据现场经验, 轧机的前几个机架应着重考虑使轧机的负荷均衡, 而后几个机架应重点考虑精度和性能要求. 采用的目标函数如下^[11,15]:

$$J = [f_1, f_2, f_3], \quad (8)$$

$$\begin{cases} f_1 = (P_1 - KP_2)^2 + (P_2 - P_3)^2, \\ f_2 = CR_n - CR'_n, \\ f_3 = CR_i/h_i - CR_n/h_n. \end{cases} \quad (9)$$

其中: K 依工艺条件选取; P_i 为各机架的实测轧制力; h_n 为成品带钢厚度; CR_n 为出口实测凸度.

由于带钢板坯的厚度较薄, 并且穿带的速度又不是很高, 在优化模型中不必考虑咬入条件的限制. 约束条件如下^[15]:

$$\begin{cases} 0 \leq P_i \leq P_{\max}, \\ 0 \leq I_i \leq I_{\max}, \\ h_{i+1} \leq h_i. \end{cases} \quad (10)$$

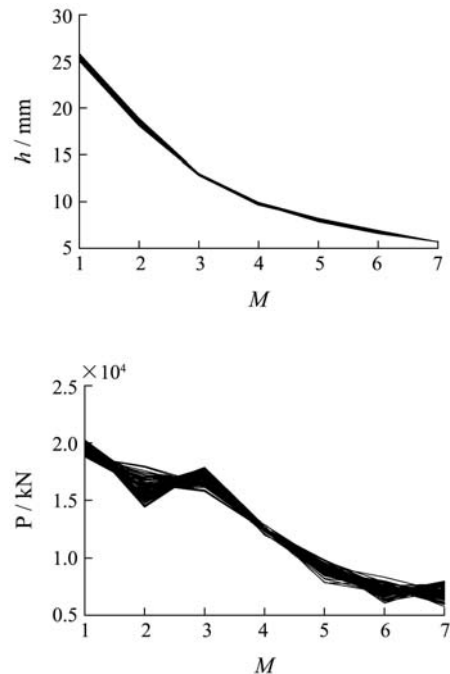
3.2 负荷分配步骤(Load distribution steps)

基于CND-MOIDE算法的热连轧负荷多目标分配优化步骤:

- 1) 读取初始参数(设备、轧件、工艺以及带钢成品);
- 2) 利用负荷分配经验公式确定各机架出口厚度的基础值 $\bar{h}_i$;
- 3) 利用文献[11]公式(7)~(10)计算各机架设定参数;
- 4) 调用CND-MOIDE算法程序, 搜索厚度分配方案 h_i 的Pareto解集, 搜索过程中不断检验解集中个体是否满足约束条件(11), 如不满足, 对其进行修正;
- 5) 检验是否满足终止条件, 如不满足, 转3), 否则继续;
- 6) 输出最优负荷分配的Pareto解集.

4 仿真研究(Simulation)

仿真采用的钢种为Q235, 板宽 $B = 1535$ mm, 来料带钢厚度 $H_0 = 36.7$ mm, 成品带钢厚度为 $h_n = 5.7$ mm, 粗轧出口实测温度 $T_{RC} = 1340$ K, 目标凸度 $CR_n = 0.01$ mm. 设定种群大小 $N = 100$, 维数 $D = 7$, 多目标寻优终止代数 $gen = 300$, 其他参数同上. 分配结果如图5所示. 图中: M 代表机架号, h_i 代表第 i 机架的出口厚度



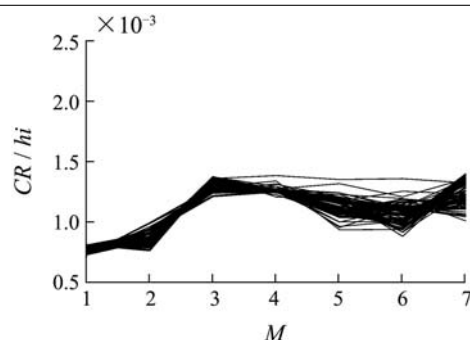


图5 厚度、压力、相对凸度值分配曲线簇
Fig. 5 The curve convex clusters of thickness, pressure and relative crown value

通过该方法进行的热连轧负荷分配, 算法运行时间小于7 s, 运行速度较快, 能够满足在线分配的要求, 并且该方法避免了加权系数的选取问题, 所得的厚度、压力以及相对凸度的分配值合理, 如图5所示, 任意选取一种分配方案即可, 亦可偏重于某一目标函数值从上述的解集中进行选取。

5 结语(Conclusion)

本文提出一种基于拥挤度和非支配排序的多目标差分进化算法, 并对差分操作进行了改进, 提出了一种改进的多目标差分进化算法, 通过仿真对比表明, 改进算法在解的收敛性和解的多样性上, 优于所对比的其他两种算法。最后将其应用到热连轧精轧机组的优化计算中, 解决了以往文献中所采用单一目标函数的方法在加权函数选取上的弊端, 对多目标进化算法在热连轧负荷分配中的应用在理论上进行了尝试性的研究。

参考文献(References):

- [1] ZITZLER E, DEB K, THIELE L. Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: empirical results[J]. *Evolutionary Computation*, 2000, 8(2): 173 – 195.
- [2] SRINIVAS N, DEB K. Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms[J]. *Evolutionary Computation*, 1994, 2(3): 221 – 248.
- [3] KNOWLES J D, CORNE D W. The pareto archived evolution strategy: a new baseline algorithm for pareto multiobjective optimization[C] // *Congress on Evolutionary Computation*. Piscataway: [s.n.], 1999: 98 – 105.
- [4] ZITZLER E, THIELE L. Multiobjective evolutionary algorithms: a comparative case study and the strength pareto approach[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1999, 3(4): 257 – 271.
- [5] ZITZLER E, LAUMANN M, THIELE L. *SPEA2: improving the strength pareto evolutionary algorithm*[R]. Zurich: Computer Engineering and Networks Laboratory(TIK), Swiss Federal Institute of Technology(ETH) Zurich, 2001.
- [6] DEB K, PRATAP A, AGARWAL S. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA II[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 2002, 6(2): 182 – 197.
- [7] 刘淳安, 王宇平. 基于一种新模型的多目标遗传算法及性能分析[J]. *控制理论与应用*, 2006, 23(3): 425 – 428.
(LIU Chun'an, WANG Yuping. Multi-objective genetic algorithm based on a new model and analysis of its performance[J]. *Control Theory & Applications*, 2006, 23(3): 425 – 428.)
- [8] 吴亮红, 王耀南, 周少武, 等. 双群体伪并行差分进化算法研究及应用[J]. *控制理论与应用*, 2007, 24(3): 453 – 458.
(WU Lianghong, WANG Yaonan, ZHOU Shaowu, et al. Research and application of pseudo parallel differential evolution algorithm with dual subpopulations[J]. *Control Theory & Applications*, 2007, 24(3): 453 – 458.)
- [9] HUSSEIN A, RUHUL SARKER, CHARLES NEWTON. PDE: a Pareto-frontier differential evolution approach for multi-objective optimization problems[C] // *Congress on Evolutionary Computation*. South Korea: [s.n.], 2001: 971 – 978.
- [10] JANGA REDDY M, NAGESH KUMAR D. Multiobjective differential evolution with application to reservoir system optimization[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2007, 2(21): 136 – 146.
- [11] 姚峰, 杨卫东, 张明, 等. 改进自适应变空间差分进化算法[J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(1): 32 – 38.
(YAO Feng, YANG Weidong, ZHANG Ming, et al. Improved space-adaptive-based differential evolution algorithm[J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(1): 32 – 38.)
- [12] 王焱, 刘景录, 孙一康. 免疫遗传算法对精轧机组负荷分配的优化[J]. *北京科技大学学报*, 2002, 24(3): 339 – 341.
(WANG Yan, LIU Jinglu, SUN Yikang. Immune genetic algorithms (IGA) based scheduling optimization for finisher[J]. *Journal of University of Science and Technology Beijing*, 2002, 24(3): 339 – 341.)
- [13] 郑金华. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
(ZHENG Jinhua. *Multi-objective Evolutionary Algorithm and Its Application*[M]. Beijing: Science Press, 2007.)
- [14] DEB K, JAIN S. *Running performance metrics for evolutionary multi-objective optimization*[R]. Indian: KanGAL, 2002.
- [15] 孙一康. 带钢热连轧的模型与控制[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2002.
(SUN Yikang. *The Model and Control of Hot Strip Mill*[M]. Beijing: Metallurgy Industry Press, 2002.)
- [16] 崔逊学. 多目标进化算法及其应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2006.
(CUI Xunxue. *Multi-objective Evolutionary Algorithm and Its Application*[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 2006.)

作者简介:

姚峰 (1984—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为轧钢过程优化、建模, E-mail: yf2002043227@163.com;

杨卫东 (1952—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为带钢连轧计算机控制;

张明 (1981—), 男, 博士研究生, 目前研究方向为带钢热连轧精轧机组AGC控制。