

文章编号: 1001-0920(2012)01-0015-07

改进型复杂过程全局进化算法在热连轧负荷分配中的应用

胡长斌, 童朝南, 彭开香

(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: 为实现热连轧精轧机组负荷分配的优化设定, 提出一种具有柔性框架结构的改进型复杂过程全局进化算法. 该算法部分地借用了分散搜索原则, 在通用框架中嵌入具有搜索机制的子方法; 利用无限折叠映射混沌模型和局部搜索法, 分别对初始种群的生成和“超越”深度搜索进行改进以提高最优解的求解效率. 实验结果表明, 该算法能够使用较少的参数完成负荷分配优化问题的可行解搜索, 具有较好的时效性, 是局部和全局搜索的有机体.

关键词: 负荷分配; 复杂过程优化; 分散搜索; 进化方法

中图分类号: TG333.5; TP29

文献标识码: A

Load distribution optimization of hot strip mills with improved evolutionary algorithm for complex-process optimization

HU Chang-bin, TONG Chao-nan, PENG Kai-xiang

(Key Laboratory of Advanced Control of Iron and Steel Process of Ministry of Education, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China. Correspondent: HU Chang-bin, E-mail: changbinlove@163.com)

Abstract: An improved evolutionary algorithm for complex-process optimization(IEACOP) is presented to achieve optimal setting of load distribution about hot rolling mill. The algorithm is partially based on the principles of the scatter search, which has flexible structure and is embedded in sub-methods that have search mechanism. Meanwhile, infinite folding chaotic model and local search method are applied to improve initial population strategy and “go-beyond strategy” of in-depth search. Then the efficiency of the local optimal solution is improved. The experiment results show that IEACOP makes use of fewer adjustable parameters to get feasible mathematical solution for the actual load distribution problems and validate the real-time application, which is the organism including local search and global search.

Key words: load distribution; complex-process optimization; scatter search; evolutionary algorithm

1 引言

分散搜索(SS)作为处理优化搜索问题的一种新兴进化算法,其基本原理是运用种群搜索的全局优化策略,采用多个子步构成通用性较强的柔性框架,以便于实现对SS框架中各子方法的改进,提高解的搜索效率^[1-6].复杂过程全局优化进化方法(EACOP)^[7]的结构形式类似于SS的柔性框架结构,在保证种群多样性的前提下,适当选取较少数量的种群,执行种群成员间的系统化合并,同时构建新的路径重连方法以保证新个体继承父代的优秀特性,而且具有较父代更为优秀的适应特性.

热连轧生产现场多以“能量参数组合确定法”对轧制规程进行设定,其中心问题是合理分配各机架板带压下量,确定各机架的出口厚度,以此来完成其他

工艺参数的设定^[8-9].为了充分发挥轧制力调控板形的积极作用,赋予弯辊力更充足的调控裕量.本文根据负荷分配问题的数学抽象,在EACOP基础上对其进行两方面改进:1)结合热连轧有约束负荷分配模型的特点,采用对初值敏感、遍历性、随机性较强的无限折叠映射混沌模型,对进化算法的多样性初始种群的生成策略进行改进;2)根据“超越策略”新解产生的局限性,应用Nelder-Mead直接搜索法对新解进行更新,防止搜索过程在局部最优点附近反复,提高最优解的求解效率.本文实验结果显示,改进的复杂过程全局进化方法(IEACOP)是局部深度搜索和全局搜索的有机体,能够充分满足负荷分配优化问题的时效性,对热连轧生产现场具有重要的指导作用.

收稿日期: 2010-08-30; 修回日期: 2011-01-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60374032); 北京市教委重点学科项目(XK100080537).

作者简介: 胡长斌(1982—),男,博士生,从事钢铁流程先进控制的研究;童朝南(1955—),男,教授,博士生导师,从事生产过程控制、自动化技术及计算机仿真等研究.

2 改进的复杂过程全局进化算法

EACOP 类似于分散搜索的柔性框架结构, 由 5 部分组成: 1) 多样性初始种群生成; 2) 相似性解判别; 3) 种群合并法则; 4) 种群更新策略; 5) 解深度搜索策略. IEACOP 是在原算法的基础上加以改进的, 其基本优化思路是: 首先选用混沌模型构建多样化初始种群, 并按照规则构建参考集 Refset; 然后为了保证解的全局性特点, 利用欧几里得距离对解进行相似性判断, 并对判断后的解采用改进后的路径重连方法; 最终利用“超越策略”对新解进行选择, 在适应度最小的个体附近进行深度探索, 寻找能量更低的可行解. 反复执行以上过程, 直到满足条件为止.

2.1 多样性初始种群的生成策略

拉丁超立方抽样方法 (LHS) 被引入优化算法用于产生初始种群和防止种群退化^[7, 10-11]. 热连轧精轧机组负荷分配是一类带约束的优化问题, 但 LHS 表现型空间中的可能解点也许不满足约束条件. 本文从工程角度出发, 选用混沌模型构建多样化初始种群. 混沌运动能在一定范围内按其自身“规律”不重复地遍历所有状态^[12]. 本文借鉴文献 [12] 中的无限折叠映射公式

$$x_{n+1} = \sin(2/x_n), \quad n = 0, 1, \dots, N, \quad x_n \in [-1, 1]. \quad (1)$$

其中 $x_0 \neq 0$ 或映射方程的不动点.

混沌映射公式的 Lyapunov 指数表达式为

$$\begin{aligned} \text{LE} &= \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \ln \left| \sin' \left(\frac{2}{x_i} \right) \right| = \\ &= \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \ln \left| \frac{2}{x_i^2} \cos \left(\frac{2}{x_i} \right) \right|. \end{aligned} \quad (2)$$

从 Lyapunov 指数可以衡量出式 (1) 的混沌性比常用的有限折叠映射公式更为显著. 图 1 给出了混沌映射的迭代关系. 从该图可以看出, 两个系统的初值分别为 $x_0 = 0.3665$, $y_0 = 0.3521$ 时, 输出结果完全不同, 系统的敏感性、遍历性较好. 因此本文利用式 (1) 产生初始种群解集 Pop, 其种群成员个数为 P_{size} , 依据适应度函数的评价准则判断多样性解的质量, 从

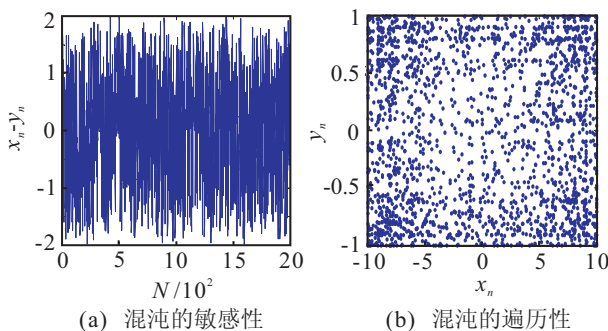


图 1 $x_{n+1} = \sin(2/x_n)$ 混沌映射的迭代关系图

Pop 中选择 b_1 个解组成高质量解集 Pop1; 然后从余下的 $P_{\text{size}} - b_1$ 个种群中随机选择 b_2 个解组成 Pop2, 参考集 Refset 总数量为 b , b 为 b_1 与 b_2 之和.

2.2 检查解的相似性

为了防止优化过程中可行解落入局部最优区域, 在合并操作之前采用欧几里得公式检验 Refset 中解的相似性. 如果两解之间的欧氏距离小于设定值 dist, 则剔除其中之一, 并从除 Refset 以外的个体中随机选择解代替; 否则两解不变, 继续下一次判断.

算法 1 解的相似性检查.

```
for  $i = 1$  to  $b$ ,
  for  $j = i$  to  $b$ ,
    if  $d(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\| \leq \text{dist}$ , 则  $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$  之一
      被余下的  $P_{\text{size}} - b$  个体中随机解替代.
    else
      直至循环结束.
  end if
end for
end for.
```

2.3 种群的合并法则

参考集中的每一个成员与其他 $b - 1$ 个成员执行合并算法计算. 构建新的路径重连方式, 定义一个超矩形来包围种群成员, 为新解的产生确定区域, 克服了分散搜索算法中的路径重连搜索的方向单一、超矩形覆盖面积小的缺点.

算法 2 合并法则.

$$\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \in \text{Refset}, \quad i, j \in [1, 2, \dots, b];$$

$$\text{Dist}_1 = \mathbf{x}_i - d(1 + \alpha \cdot \beta),$$

$$\text{Dist}_2 = \mathbf{x}_i + d(1 - \alpha \cdot \beta);$$

$$\alpha = \begin{cases} 1, & i < j; \\ -1, & i > j; \end{cases}$$

$$\beta = \frac{|j - i| - 1}{b - 2};$$

$$d = \frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j}{2};$$

$$\mathbf{x}_{\text{new}} = \text{Dist}_1 + (\text{Dist}_2 - \text{Dist}_1)\mathbf{r}.$$

其中: $\text{Dist}_1, \text{Dist}_2$ 为解 $\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j$ 所确定的超矩形顶点坐标; 新解 \mathbf{x}_{new} 将在超矩形覆盖面积中产生; \mathbf{r} 为与优化变量维数相同的 $[0, 1]$ 间的随机数. 合并法则中所提到的乘法运算不是矩阵运算而是分素乘积. 现以 2 维 $f = \sum_{i=1}^2 (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$ 函数解的搜索过程为例, 说明合并方法对解的生成区域的影响 (见图 2).

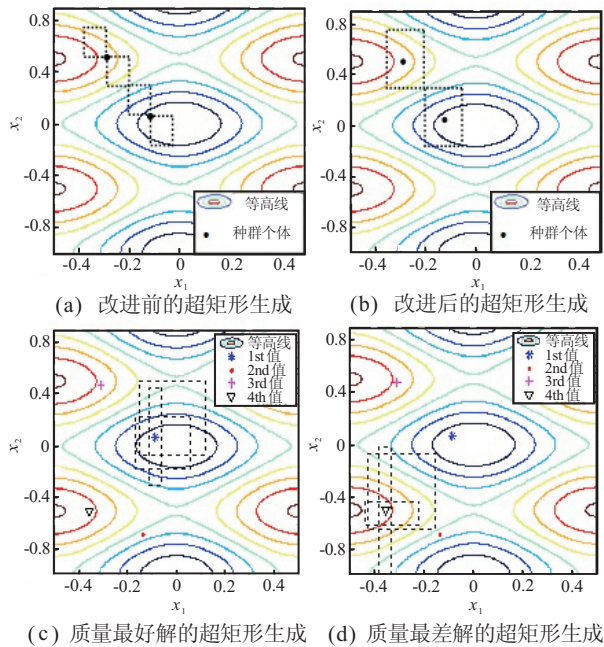


图 2 合并方法对解的生成区域的影响

1) 在文献[4]中曾提到解的组合方法,其目的是通过一对解的位置来确定最优解可能出现的路径,而这些路径以超矩形形式出现(图2(a)).超矩形范围是沿着两解方向产生的,其组合方式限制了可行性解的搜索区域.采用改进后的路径重连的方法(图2(b)),可以观察到超矩形搜索范围围绕着解产生,从而大大增加了可行性解的搜索区域,有利于多样性解的生成.

2) 合并算法能在包含高质量解的区域进行深层次探索(如图2(c),2(d)所示),合并算法中引入了解的相对质量作为创建超矩形的测量偏差.相对质量是指对种群个体按照适应度值的大小进行排序.偏差 β 的引入用来表示两个解之间质量差距的大小.偏差 β 越大,该质量距离越大,从而超矩形的边界可以产生自适应伸缩特性.对于质量差的解,通过合并法则产生的超矩形边界更靠近于质量好的解,从而产生的新解也更靠近于质量好的解;而质量好的解通过合并法则产生的新解将进一步远离差解,向更优解靠近.

2.4 种群的更新策略

如合并法则所描述,参考集中的每一个种群成员与其余 $b-1$ 个成员执行合并计算,产生 $b-1$ 个新解.在这些新解中选择质量最好的解与其父代进行比较,如果其值优于父代的函数值,则替换父代.该种群更新原则是沿着父代所构建的超矩形路径产生新解.

算法 3 种群更新策略.

if $f(x_{new}) < f(x_{parent})$,
 $x_{parent} = x_{new}$,
 end if.

2.5 深度探测策略

依据种群更新策略产生一个超矩形环绕的新种群个体,由于最优解相邻的各点能量较低,为了进一步探测最优值的位置,采用“超越策略”对适应度值较好的部分进行局部搜索.“超越策略”是指按照父代个体与子代个体的距离重新构建新解.其具体步骤是:定义参考集中的一对解 (x_i, x_j) 在其所构建的超矩形内产生一个新解 x_{child} ,判断 x_{child} 的函数值 $f(x_{child})$ 是否优于父代 $f(x_i$ 或 $x_j)$ (x_i 或 x_j 的选择遵循 x 是否正在与其他 $b-1$ 个个体执行合并计算),如果 $f(x_{child}) < f(x_i$ 或 $x_j)$,则按照“超越策略”重新构建新解 x_{Nchild} ;再次判断是否 $f(x_{Nchild}) < f(x_{child})$,如果是,则再次使用“超越策略”确定更新的解 $x_{NNchild}$.最后采用种群更新策略用 $x_{NNchild}$ 替换 x_i 或 x_j .

“超越策略”算法中产生新解的过程存在一定的局限性.在父代 x_{parent} 和子代 x_{child} 所确定的超矩形范围内,随机产生下一代个体 x_{Nchild} ,导致搜索过程在局部最优点附近反复,增加了全局搜索的难度.因此本文应用Nelder-Mead直接搜索法对新解进行更新,以提高全局最优解的求解效率.Nelder-Mead直接搜索法主要包含映射、压缩和扩张3个操作,在运算方式上不需要函数的梯度信息,是解决目标函数不可微甚至不连续的问题的有效方法[13].图3为超越策略的示意图.

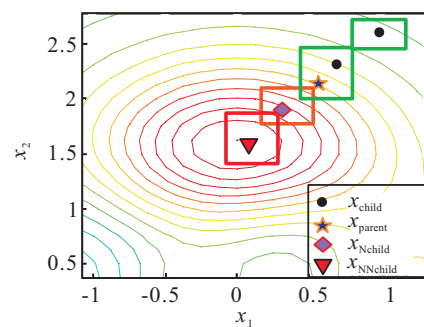


图 3 超越策略示意图

算法 4 超越策略.

for $i = 1$ to b ,
 $Expl = 0$,
 $Achange = 1$,
 for $j = 1$ to 2,
 $x_{parent} = x_i$ 或 x_j .
 if $f(x_{child}) < f(x_{parent})$,
 在 x_{parent} 和 x_{child} 所确定的超矩形范围
 $[a, b] = \left[x_{child} - \frac{x_{parent} - x_{child}}{Achange}, x_{child} \right]$

内,应用Nelder-Mead直接搜索法搜索并产生新个体 x_{Nchild} ,有

$$x_{\text{parent}} = x_{\text{child}}, x_{\text{child}} = x_{\text{Nchild}},$$

$$\text{Achange} = \text{Achange}/2,$$

end if

end for

end for.

2.6 改进的复杂过程全局进化算法步骤

Step 1: 参数初始化. 设定待优化变量维数 vars, 初始种群维数 $P_{\text{size}} = 10 \times \text{vars}$, 参考集 Refset 中高质量解的个数 b_1 , 多样性解个数 b_2 , 设 $b = b_1 + b_2$. 函数值陷入局部极小的判断标志 $T_{\text{stick}} = [T_1, T_2, \dots, T_b] = [0, 0, \dots, 0]$.

Step 2: 选用式 (1) 混沌模型创建多样化初始解集. 初始解集应满足优化问题的约束条件, 在初始解集中选择 b_1 个高质量解和 b_2 个多样性随机解组成优化函数的参考集.

Step 3: 检查解的相似性, 根据算法 1 的步骤对参考集的多样性进行检测.

Step 4: 对参考集中的某一个体 $x_i (i = 1, 2, \dots, b)$ 与其余 $x_j (j = 1, 2, \dots, b, j \neq i)$ 执行合并法则计算.

Step 5: 联合使用种群的更新和超越策略, 如果合并算法中生成的子代新解优于父代 x_i , 则标记 x_i 并应用超越策略生成的新子代进行替代; 否则, 不进行超越处理.

Step 6: 如果个体 x_i 被更新替代, 则陷入局部极小的判断标志 $T_i = 0$; 否则, $T_i = T_i + 1$. 判断是否 $T_i \geq T_{\text{change}}$ (T_{change} 为陷入局部极小的判断标志的极限值), 如果是, 则 x_i 被初始种群中其余 $P_{\text{size}} - b$ 个体的随机个体所替代.

Step 7: 反复执行 Step 4 ~ Step 6, 直至保证参考集中所有个体全部经历.

Step 8: 如果未达到算法结束条件, 则转 Step 3.

3 IEACOP 算法测试

为验证本文算法的合理性, 选择 3 个函数 Ackley, Griewank, Sphere 作为测试对象. 这 3 个函数能够实现低维、高维甚至超高维测试, 测试函数维数按照国际标准选择为 30. 采用 IEACOP, EACOP, L-CMA-ES^[14], DE 四种算法进行测试. IEACOP 和 EACOP 算法初始种群的数量分别为 300. 参考集中 b_1, b_2 数量为 10, 陷入局部极小的判断标志的极限值 $T_{\text{change}} = 30$. 设定所有优化算法的最大运行代数数为 15 000, 由于算法中变量运算的随机性, 对每个函数随机优化 30 次, 全局最优值标志为 10^{-9} .

Ackley 函数为

$$A_D(x) = 20 + e - 20e^{-\frac{1}{D} \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2}} - e^{-\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)},$$

$$-32 \leq x_i \leq 32;$$

Griewank 函数为

$$G_D(x) = \sum_{i=1}^D \frac{(x_i - 100)^2}{4000} - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i - 100}{\sqrt{i}}\right) + 1,$$

$$-600 \leq x_i \leq 600;$$

Sphere 函数为

$$S_D(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2, \quad -5.12 \leq x_i \leq 5.12.$$

以上 3 个测试函数的全局最优值均为 0, Ackley 和 Griewank 函数为多峰函数, 其峰值的个数随着维数的增加而倍增. Sphere 函数为单峰函数. 由于在函数测试过程中选择了较为成熟的算法, 以上算法的搜索成功率都接近于 100%. 与其他两种算法相比, IEACOP 与 EACOP 首先具备初始参数设置较少的优点, 克服了参数对算法收敛性能的影响, 有利于对算法整体性能的评价; EACOP 中“超越策略”存在一定的局限性, 致使搜索过程在局部最优点附近反复, 搜索速度变缓; IEACOP 则很好地克服了上述缺点.

此外, 运行结果分析如表 1 所示. IEACOP 的进化代数最少, 其方差特性、计算时间方面也表现得十分优越. DE 在最优值附近搜索速度变慢, 限制了算法的局部搜索能力. 相比较而言, L-CMA-ES 的各方面性

表 1 4 种算法对 30 维函数的测试比较

函数	优化算法	平均最优值	方差	平均时间/s	搜索代数
f_1	IEACOP	8.4668×10^{-10}	5.865×10^{-21}	21.15	2 621
	EACOP	8.6791×10^{-10}	4.0913×10^{-20}	23.04	3 102
	L-CMA-ES	9.6015×10^{-10}	4.5296×10^{-20}	21.57	2 932
	DE	8.5279×10^{-10}	1.4582×10^{-20}	43.06	5 584
f_2	IEACOP	7.3661×10^{-10}	3.5680×10^{-20}	30.97	1 725
	EACOP	8.3946×10^{-10}	4.8574×10^{-20}	37.65	2 016
	L-CMA-ES	8.3743×10^{-10}	8.2074×10^{-20}	38.85	2 104
	DE	9.6484×10^{-10}	1.3605×10^{-19}	57.25	3 585
f_3	IEACOP	5.7156×10^{-10}	4.5610×10^{-21}	5.86	915
	EACOP	6.5628×10^{-10}	9.3440×10^{-20}	6.52	1 110
	L-CMA-ES	7.6534×10^{-10}	7.0710×10^{-20}	10.35	1 154
	DE	7.3624×10^{-10}	3.2435×10^{-20}	27.157	2 696

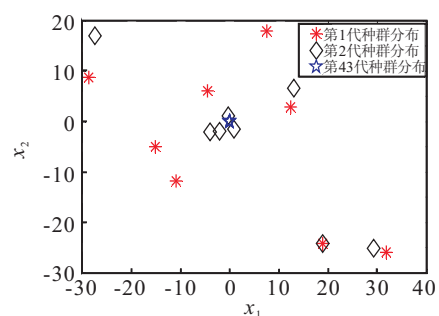


图 4 IEACOP 优化二维 Ackley 的过程

能与EACOP较为接近. 以上结论表明, IEACOP能够在有效减少初始参数设置的同时, 保证算法的鲁棒性和自适应能力, 克服了在最优点附近搜索慢的缺点.

为了更为直观地演示IEACOP的搜索过程, 选择二维的Ackley函数作为目标优化函数, 参考集中 b_1 , b_2 个数均为4, 其优化过程如图4所示.

4 IEACOP算法优化热连轧负荷分配

4.1 负荷分配系统描述

精轧机组负荷分配的核心问题是合理分配各机架的出口厚度, 以确定各机架的压下量和轧制力等设定量. 为了考虑板形板厚的综合性能, 文献[8]提出了兼顾板形的最优负荷分配, 构建负荷分配的目标优化函数为

$$G = \omega_1(P_1 - K_1P_2)^2 + \omega_2(P_2 - K_2P_3)^2 + \omega_3 \sum_{i=4}^7 \left(\frac{CR_i}{h_i} - \frac{CR_n}{h_n} \pm \Delta_i \right)^2 \quad (3)$$

从工程应用的角度考虑, 需要对轧制过程的相关变量进行约束, 即

$$\begin{cases} h_{i+1} < h_i, \\ 0 \leq I_i \leq I_{\max}, \\ 0 \leq P_i \leq P_{\max}. \end{cases} \quad (4)$$

其中: h_i 为板带在 i 机架的出口厚度; I_i 为第 i 机架的轧制转矩; P_i 为第 i 机架的轧制力; CR_i 为第 i 机架出口凸度; K_1, K_2 为轧制力的比例系数, 可根据工艺条件进行相应选取, 本文设定 $K_1 = 0.9, K_2 = 1$; ω_i 为加权系数.

相对凸度恒定作为板形良好判别标准^[15-16], 要求出口和入口相对凸度的关系应满足

$$-80 \left(\frac{h}{B} \right)^\alpha < \left(\frac{C_H}{H} - \frac{C_h}{h} \right) < 40 \left(\frac{h}{B} \right)^\alpha. \quad (5)$$

其中: α 为2或1.86; H, h 为机架入口、出口带钢厚度; $C_H/H, C_h/h$ 为机架入口、出口相对凸度.

4.2 轧制力模型

文献[15]给出了轧制力公式

$$P = 1.15Bl'_cQ_P\sigma. \quad (6)$$

其中: B 为轧件带宽, l'_c 为压扁后的轧辊与轧件接触弧的投影长度, Q_P 为接触弧上摩擦力造成应力状态的影响系数, σ 为变形阻力.

4.3 厚度分配公式

$$\begin{cases} h'_i = H_0 \exp \left(\frac{K_2 - \sqrt{K_2^2 + 4K_1\phi_i a_n}}{2K_1} \right), \\ a_n = K_1 \left(\ln \frac{H_0}{h_n} \right)^2 + K_2 \ln \left(\frac{H_0}{h_n} \right). \end{cases} \quad (7)$$

其中: K_1, K_2 为现场统计系数; ϕ_i 为 i 机架的累积能耗分配系数.

4.4 温度模型

温度作为热轧中的重要因素, 直接影响各道次轧制力的大小. 从粗轧出口到精轧入口段的温降模型为

$$T_{F0} = 100[6\varepsilon\sigma/100\gamma cH_0\tau + (T_{RC}/100)^{-3}]^{-1/3}; \quad (8)$$

精轧机组内温降模型为

$$T_i = T_W + (T_{F0} - T_W) \exp \left(-K_\alpha \sum_{j=1}^i L_j / h_n v_n \right). \quad (9)$$

其中: T_{F0} 为精轧机组的入口温度, ε 为黑度, σ 为波尔兹曼常数, γ 为密度, c 为比热容, H_0 为粗轧机出口厚度, τ 为带钢从粗轧机出口到精轧机入口的运动时间, T_{RC} 为粗轧机出口处温度, T_i 为精轧机组各机架的轧制温度, T_W 为机架间的喷水水温, K_α 为综合冷却系数, L_j 为 $j-1$ 机架到 j 机架的距离, $h_n v_n$ 为末机架出口厚度与轧制速度的乘积.

4.5 IEACOP算法对负荷分配模型的优化步骤

Step 1: 依据实际生产工艺参数确立有约束兼顺板形的负荷分配模型.

Step 2: 确定负荷分配优化变量, 首先根据现场厚度分配公式(7)确定各机架出口厚度设定值 h'_i , 优化变量确定为 Δoh_i , 优化后的出口厚度 $h_i = h'_i + \Delta oh_i$, 但需保证 $h_{i+1} < h_i$.

Step 3: 采用IEACOP算法对负荷分配数学模型进行优化, 并判断由优化变量间接生成的实际工艺参数是否符合生产要求, 确保满足约束条件.

Step 4: 判断是否满足目标函数最优化标准. 若达到要求, 则退出; 否则, 继续进行算法的优化过程.

5 实验分析

为验证IEACOP算法对热连轧负荷分配优化的有效性, 对一7机架机组进行实验分析. 采用的钢种为Q235B, 负荷分配数学模型的相关参数为: 来料宽度 $B = 1520$ mm, 来料厚度 $H_0 = 35.3$ mm, 成品厚度 $h_n = 5.9$ mm, 粗轧机组出口温度: $T_{RC} = 1061^\circ\text{C}$, 目标凸度 $CR_n = 0.016$ mm, 机架数 $n = 7$.

IEACOP算法相应的设定参数为: 参考集个数 $b = 20$, 高质量解集和多样性解集各10个, 初始种群 $P_{\text{size}} = 70$, 陷入局部极小的判断标志的极限值 $T_{\text{change}} = 20$, 全局最优值的标志为 10^{-4} , 优化的迭代次数为150.

本文将经验法, EACOP和IEACOP对负荷分配模型的优化结果进行了分析. 表2为IEACOP优化结果与经验分配的对比. 其结果显示, 经验分配的F₂机架压下量偏小, 导致轧制力偏小, 未充分发挥设备能力. 而IEACOP优化后的各机架压下量, 既保证了前

几机架能够充分发挥设备能力,又满足了后几机架逐架轧制力递减的要求,综合考虑了板形板厚的性能指标.轧制力优化造成的物理量变化 $\delta h, \delta P$ 分别表示优化前后输出厚度差和轧制力差.

表3为EACOP与IEACOP优化结果的对比,其中 Δoh 为进化算法优化后的出口厚度与经验出口厚度之差.结果显示,EACOP在150次迭代后的目标函数值为0.0110,远小于IEACOP的优化精度.在轧制力方面,EACOP优化的前3机架的轧制力值较IEACOP的优化值偏小,而后4机架轧制力虽然呈平稳下降趋势,但其值偏大,在板形板厚的性能指标方面未能达到较优搜索效果.

图5整体反映了轧制力、出口厚度以及相对凸度之间的关系.根据现场条件约束和目标函数(3)的要求,对于前3台机架要求应以尽可能大的压下量轧制,并且第1机架轧制力 P_1 为 P_2 的90%,第2和第3机架满足 $P_2 = P_3$.根据板形板厚综合控制性能为优化目标,还要求后4台机架轧制力依次递减,并且相对凸度应尽可能保持一致.

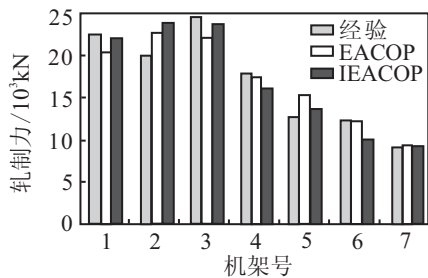
图5(a)给出了轧制力的优化效果.对于前3台机架的轧制力,IEACOP均大于EACOP的优化结果;而经验分配并不满足目标优化函数的特性.对于后4台机架的轧制力,IEACOP和EACOP的优化结果都满足逐次递减的要求;而经验法则难以满足.

表2 负荷分配结果对比

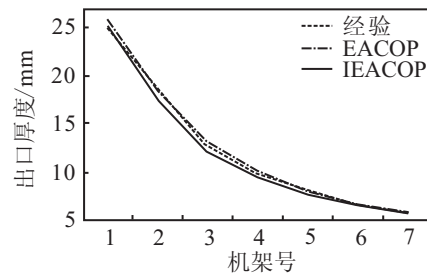
变量	F ₁		F ₂		F ₃		F ₄		F ₅		F ₆		F ₇	
	经验	IEACOP	经验	IEACOP	经验	IEACOP	经验	IEACOP	经验	IEACOP	经验	IEACOP	经验	IEACOP
H/mm	35.3	35.3	24.97	25.21	18.39	17.38	12.74	12.19	9.70	9.55	8.03	7.8	6.72	6.74
h/mm	24.9662	25.2135	18.3946	17.3832	12.7358	12.1914	9.7047	9.5458	8.0254	7.797	6.718	6.7361	5.9	5.9
V/m	1.6542	1.638	2.2452	2.3759	3.2428	3.3876	4.2557	4.3265	5.1462	5.2969	6.1477	6.1312	7	7
P/kN	22438.8	21845.7	20054.3	23648.4	24530.9	23646.4	17842.8	15963.3	12593.2	13472.2	12170	9813.8	8941.5	9148.4
CR/H/10 ³	1.4	1.3	1.7	2.2	3	3	3.1	2.8	2.6	2.8	2.8	2.8	2.8	2.8
δh /mm	-0.2473		1.0114		0.5444		0.1589		0.2284		-0.0181		0.00	
δP /kN	593.1		-3594.1		884.5		1879.5		-879		2356.2		-206.9	

表3 IEACOP与EACOP对优化结果的对比

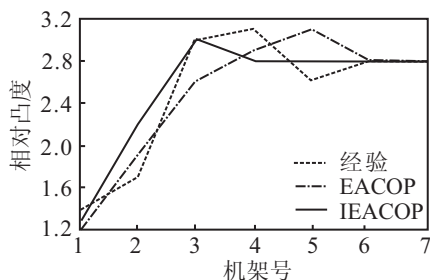
变量	EACOP							IEACOP						
	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₅	F ₆	F ₇	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₅	F ₆	F ₇
Δoh /mm	0.8733	-0.1018	0.4127	0.3752	0.0218	0.0213	0	0.2473	-1.0114	-0.5444	-0.1589	-0.2284	0.0181	0
H/mm	35.3	25.8395	18.2928	13.1485	10.0799	8.04719	6.7393	35.3	25.2135	17.3832	12.1914	9.5458	7.797	6.7361
h/mm	25.8395	18.2928	13.1485	10.0799	8.04719	6.7393	5.9000	25.2135	17.3832	12.1914	9.5458	7.797	6.7361	5.9
P/kN	20356.8	22629.6	22048.6	17446.9	15130.7	12136.4	9184.9	21845.7	23648.4	23646.4	15963.3	13472.2	9813.8	9148.4
CR/H/10 ³	1.2	1.9	2.6	2.9	3.1	2.8	2.8	1.3	2.2	3	2.8	2.8	2.8	2.8
目标函数	0.0110							5.8936e-005						



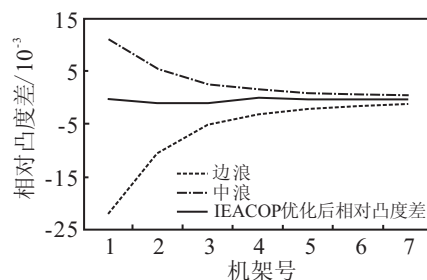
(a) 轧制力对比



(b) 出口厚度对比



(c) 相对凸度对比



(d) Shohet公式判别

图5 IEACOP优化结果分析图

图5(b)显示, EACOP优化各机架出口厚度与经验值基本重合, 压下量优势不明显; IEACOP的优化结果显示各机架轧制力走势的同时, 更为合理地分配了各机架压下量。

图5(c)为相对凸度的折线图, 相对凸度所对应的轧制力如图5(a)所示。目标函数要求后4台机架的轧制力依次减小, 并且轧制力作用下的相对凸度尽可能保持一致。虽然EACOP和IEACOP方法分配的轧制力都符合依次减小的规律, 但EACOP优化的相对凸度并不满足相对凸度一致原则。综上所述, IEACOP优化值完全满足目标函数的设定要求, 能够对板形的预设起到一定的指导作用。

相对凸度恒定一直作为板形良好的判别标准, 经常应用Shohet判别式计算板形的“平坦死区”, 如图5(d)所示。IEACOP优化后的各机架入口与出口相对凸度差没有超出边浪和中浪的限制范围, 并且具有较大裕量。实验结果表明, 应用复杂过程全局优化进化算法对精轧机组各机架的压下厚度进行优化, 充分发挥了上游机架设备的执行能力, 同时对下游机架的板形凸度进行了调控, 在此基础上可以充分发挥弯辊力作为板形主要调控手段的能力, 进一步提高了板形调节效率。

6 结 论

本文结合热连轧精轧机组传统负荷分配方法合理但并非最优的特点, 引入改进型复杂过程全局进化方法, 实现了负荷分配问题的数学求解。复杂过程的进化方法具有框架结构灵活, 参与进化计算的种群数量较少, 易于同其他局部搜索算法相结合的特点, 简化了优化算法计算时的时间复杂度。在此基础上, 本文根据工程技术约束和算法搜索的局限性, 利用无限折叠映射混沌模型和局部搜索法, 分别对EACOP的初始种群的生成策略和“超越策略”深度搜索加以改进, 提高了最优解的求解效率。实验结果表明, 改进的复杂过程全局进化方法是局部深度搜索和全局搜索的有机体, 能够对热连轧生产现场起到重要的指导作用。

参考文献(References)

[1] 王奕首, 史彦军, 滕弘飞. 用改进的散射搜索法求解带平衡约束的圆形Packing问题[J]. 计算机学报, 2009, 32(6): 1214-1221.
(Wang Y S, Shi Y J, Teng H F. An improved scatter search for circles packing problem with the equilibrium constraint[J]. Chinese J of Computers, 2009, 32(6): 1214-1221.)

[2] 王晓晴, 唐加福. 基于分散搜索的零部件跨单元生产的单元管理方法[J]. 机械工程学报, 2009, 45(10): 125-131.
(Wang X Q, Tang J F. Cell management considering parts processed on machines in multiple cells based on scatter search approach[J]. J of Mechanical Engineering, 2009, 45(10): 125-131.)

[3] 潘常春, 杨根科. 奖励收集斯坦利最小树的混合拉格朗日与分散搜索算法[J]. 控制与决策, 2007, 22(12): 1341-1346.
(Pan C C, Yang G K. Hybrid Lagrange and scatter search algorithm for prize collecting Steiner tree problem[J]. Control and Decision, 2007, 22(12): 1341-1346.)

[4] Laguna M, Martí R. Scatter search: Methodology and implementations in C[M]. Boston: Kluwer Academic Publishers, 2003: 4-10.

[5] Glover F, Laguna M, Martí R. Scatter search and path relinking: Foundations and advanced designs[C]. New Optimization Techniques in Engineering. Berlin: Springer, 2004: 87-100.

[6] 王晓晴, 唐加福, 韩毅. 分散搜索算法研究进展[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(11): 3155-3160.
(Wang X Q, Tang J F, Han Y. Advances in scatter search[J]. J of System Simulation, 2009, 21(11): 3155-3160.)

[7] Jose A Egea, Rafael Martí, Julio R Banga. An evolutionary method for complex-process optimization[J]. Computers & Operations Research, 2010, 37: 315-324.

[8] 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 Y, Liu J L, Sun Y K. Immune genetic algorithms(IGA) based scheduling optimization for finisher[J]. J of University Science Technology Beijing, 2002, 24(3): 339-341.)

[9] 姚峰, 杨卫东, 张明. 改进自适应空间差分进化算法[J]. 控制理论与应用, 2010, 27(1): 32-38.
(Yao F, Yang W D, Zhang M. Improved space-adaptive-based differential evolution algorithm[J]. Control Theory & Applications, 2010, 27(1): 32-38.)

[10] 郑金华, 罗彪. 一种基于拉丁超立方体抽样的多目标进化算法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(2): 223-233.
(Zheng J H, Luo B. A Latin hypercube sampling based multi-objective evolutionary algorithm[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 22(2): 223-233.)

[11] McKay M D, Beckman R J, Conover W J. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code[J]. Technometrics, 1979, 21(2): 239-245.