

## 基于数据解析的连退生产过程多因子操作优化

王显鹏<sup>1,2</sup>, 王 赞<sup>1,3†</sup>

- (1. 东北大学 智能工业数据解析与优化教育部重点实验室, 沈阳 110004;
2. 辽宁省制造系统与物流优化重点实验室, 沈阳 110004;
3. 辽宁省智能工业数据解析与优化工程实验室, 沈阳 110004)

**摘要:** 针对连退生产过程中带钢质量波动大和生产能耗过大的问题, 基于数据解析方法构建带钢质量的预测模型, 进而建立连退生产过程多因子操作优化模型. 该模型的任务是求得一个最优工艺参数设定方案, 使得模型中所包含的两个相互影响但并不冲突的目标能够实现同时最优化. 针对该问题, 提出一种改进的自适应多因子进化算法(AdaMFEA), 将不同优化目标作为不同类别因子, 通过父代解在不同因子上的性能评价指标决定子代解的搜索方向. 为了改进算法的鲁棒性和搜索效率, 算法使用多种交叉算子, 并基于各算子的搜索性能分析提出多种交叉算子的自适应选择机制; 同时提出基于回溯直线搜索和拟牛顿法的个体学习策略, 对个体进行局部搜索. 基于 Benchmark 问题的实验结果表明, AdaMFEA 能够有效提升传统多因子进化算法(MFEA)的求解效率; 基于实际工业问题的实验结果表明, AdaMFEA 可有效求解连退生产过程多因子操作优化问题, 实现多个非冲突目标在一个种群的进化过程中同时达到最优.

**关键词:** 连续退火; 数据解析; 进化集成学习; 多因子优化; 操作优化; 自适应多因子进化算法

**中图分类号:** TP18

**文献标志码:** A

## Multifactorial operation optimization for continuous annealing process based on data analytics

WANG Xian-peng<sup>1,2</sup>, WANG Zan<sup>1,3†</sup>

- (1. Key Laboratory of Data Analytics and Optimization for Smart Industry MOE, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. Liaoning Key Laboratory of Manufacturing System and Logistics, Shenyang 110004, China; 3. Liaoning Engineering Laboratory of Operation Analytics and Optimization for Smart Industry, Shenyang 110004, China)

**Abstract:** To deal with the fluctuations of strip quality and excessive energy consumption in continuous annealing production process, this paper firstly establishes a prediction model for strip quality based on data analytics and then builds a multifactorial operation optimization model. The task of the model is to achieve an optimal parameter setting so that the two optimization objectives, which interact but do not conflict with each other, can be optimized simultaneously. To solve this model, an adaptive multifactorial evolutionary algorithm(AdaMFEA) is proposed. The algorithm regards different optimization objectives as different categories of factors. The evaluation and search directions of individuals are determined by the information transmission of factors from parents. To improve the robustness and search efficiency, multiple crossover operators are adopted in the algorithm and an adaptive selection strategy for these operators is designed according to their search results. Meanwhile, an individual learning strategy based on the backtracking linear search and the quasi-Newton method is also proposed. The experimental results based on the Benchmark problem show that the AdaMFEA can effectively improve the efficiency of the traditional multifactorial evolutionary algorithms(MFEA). The experimental results based on practical industrial problems show that the AdaMFEA can effectively solve the multifactorial operation optimization problem in the continuous annealing production process, and achieve the simultaneous optimization of multiple non-conflicting objectives in the evolution of a population.

**Keywords:** continuous annealing; data analysis; ensemble learning; multifactorial optimization; operation optimization; adaptive multifactorial evolutionary algorithm

收稿日期: 2018-11-16; 修回日期: 2019-04-01.

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(61573086); 国家自然科学基金重大项目(71790614).

责任编辑: 张维海.

†通讯作者. E-mail: 1125570900@qq.com.

## 0 引言

连续退火是带钢生产的重要工艺,也是冷轧厂的主要耗能环节.连续退火先将带钢提高到一定温度并保持一段时间,然后以一定的速度对带钢冷却,使带钢达到质量要求.由于连退过程工艺复杂,其众多环境变量与控制变量之间有些存在耦合关系,决策变量的不同设定,对带钢质量和生产能耗有很大影响.现场通常基于人工经验对控制变量进行设定,很难达到全局最优效果,使得实际生产中带钢质量经常发生较大波动.因此,在保证带钢质量的同时,如何降低生产过程的能源消耗,是连退生产过程的主要优化目标.

生产过程操作优化在流程工业自动化系统中处于生产调度层和过程控制层的中间位置,其目的是根据当前的实际生产情况,对生产过程中的控制变量进行实时优化设定.针对生产过程操作优化的研究一直是学术界和工业界的热点研究问题之一<sup>[1-3]</sup>.Zhang等<sup>[4]</sup>采用机理分析与数据驱动相结合的方法构建连退加热过程操作优化模型.王显鹏等<sup>[5]</sup>采用基于分类与多种群竞争协调的多目标进化算法求解考虑安全约束的连退生产过程多目标操作优化问题.Guo等<sup>[6]</sup>采用粒子群算法求解最小化能源消耗目标的连退生产过程的操作优化模型.

由于连退生产过程包含多个复杂的生产阶段,因而难以获得带钢质量的严格机理模型.基于数据解析的方法是解决此类机理缺失问题的有效手段,本文使用基于最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM)的进化集成学习方法建立带钢质量的数据解析模型,并使用网格搜索方法优化LSSVM的模型参数,进而建立连退生产过程的操作优化模型.在所建立的模型中,包含两个相互影响但并不冲突的优化目标(带钢质量和能源消耗),问题的任务是求得一个最优的工艺参数设定方案(对应于模型的一个解),使得这两个目标能够实现同时最优化.

该问题是从实际工业过程中提炼出来的一类特殊的多因子优化问题.传统多因子优化问题<sup>[7]</sup>的任务是同时获得多个不同的解来实现每个因子的优化,而本文所研究的问题则是要求获得一个解来同时实现两个因子的优化.由于这种特殊性,使用单目标优化算法多次求解的方法将会获得多个不同的解,无法满足该问题的要求.同样,传统多目标优化算法是基于相互冲突的优化目标而设计的,最终会得到一个Pareto解集,从该解集中选择一个解进行工程应用时

也会遇到无法满足同时实现两个目标最优化的情况.

针对连退生产过程多因子操作优化的模型特点,本文提出一种自适应多因子进化算法(adaptive multifactorial evolutionary algorithm, AdaMFEA)对其进行求解,在算法中提出了多交叉算子的自适应选择策略提升算法鲁棒性,并改进了传统多因子进化算法(MFEA)<sup>[8]</sup>中的个体学习策略,以提升算法的搜索效率.基于Benchmark问题和实际工业问题的实验结果表明了算法的有效性.

## 1 连退生产过程多因子操作优化建模

### 1.1 问题描述

连退生产过程多因子操作优化问题是依据待加工的带钢规格,在满足生产工艺约束的前提下,以最小化带钢实际硬度与合同需求硬度的偏差和能源消耗作为优化目标,确定连退生产操作中各控制工艺参数的一组最优设定值.

### 1.2 问题模型

#### 1.2.1 环境参数

环境参数  $E = (e_1, e_2, \dots, e_9)^T$  各符号含义如下:  $e_1$  为带钢厚度,  $e_2$  为带钢宽度,  $e_3$  为出炉温度,  $e_4$  为平均卷曲温度,  $e_5$  为平均终轧温度,  $e_6$  为带钢C含量,  $e_7$  为带钢N含量,  $e_8$  为带钢Si含量,  $e_9$  为CDCM延伸率.

#### 1.2.2 控制变量

控制变量  $X = (x_1, x_2, \dots, x_{14})^T$  各符号含义如下:  $x_1$  为中央段速度,  $x_2$  为HF炉平均温度,  $x_3$  为SF炉平均温度,  $x_4$  为SCF炉平均温度,  $x_5$  为1#CF炉冷却气体温度,  $x_6$  为1#OA炉平均温度,  $x_7$  为2#OA炉1区平均温度,  $x_8$  为2#OA炉2区平均温度,  $x_9$  为WQ淬火炉水温,  $x_{10}$  为平整机入口张力,  $x_{11}$  为中间张力,  $x_{12}$  为出口张力,  $x_{13}$  为1#平整机轧制力,  $x_{14}$  为2#平整机轧制力.

#### 1.2.3 数学模型

基于以上参数和变量定义,建立如下连退生产过程多因子操作优化模型:

$$\min f_1(X) = |y(E, X) - y_{obj}|; \quad (1)$$

$$\min f_2(X) = x_2 + x_3. \quad (2)$$

$$\text{s.t. } l_i \leq x_i \leq u_i, \quad i = 1, 2, \dots, 14; \quad (3)$$

$$y(E, X) = \text{Ensemble}(E, X). \quad (4)$$

其中:  $y_{obj}$  为合同要求的硬度,  $l_i$  和  $u_i$  为第  $i$  个控制变量的上下限约束.目标函数(1)是最小化所生产的带钢硬度  $y(E, X)$  与合同需求硬度  $y_{obj}$  的偏差,以保证

产品质量,  $y(E, X)$  为根据控制变量  $X$  进行生产时能够获得的带钢硬度, 该带钢硬度模型由基于 LSSVM 的进化集成学习模型计算得到. 目标函数(1)与所有 14 维决策变量相关, 目标函数(2)是最小化能源消耗, 它以加热炉平均温度  $x_2$  与均热炉温度  $x_3$  之和表示, 只与这 2 维变量相关.

### 1.3 基于 LSSVM 和进化集成学习的带钢硬度预测

本文提出一个基于 LSSVM 的进化集成学习建模方法. 首先通过 Bagging 有放回随机抽样方式从所有训练数据中构建  $M$  个子训练集, 然后分别训练  $M$  个 LSSVM 模型, 最后使用进化算法确定各 LSSVM 在集成学习模型中的权重. 与传统的 Bagging 集成学习方式相比, 其特点在于将子学习机的集成看作一个优化问题, 使用进化算法确定最优的权重. 该方法的具体步骤如下.

**Step 1:** 基于 Bagging 的有放回抽样方法, 从包含  $k$  个样本的训练数据集中构建  $M$  个子训练数据集, 其中各子训练数据集样本数为  $0.8n$ .

**Step 2:** 针对每个子训练数据集, 基于 LSSVM 训练得到一个子学习机模型, 其中 LSSVM 模型参数通过网格搜索法获得, 最后选取最好的一个模型参数. 为防止子学习机模型参数相近, 在后一个子学习机的训练中, 将前面所训练获得的各子学习机模型参数所在网格作为中心, 以 20 个网格为边长的方形区域作为禁忌区域(其大小为  $20 \times 20$  个网格), 即强迫新的子学习机在模型结构上与前面已经训练出来的子学习机有所区别, 从而进一步保证各子学习机之间的差异性, 提高集成学习机模型的泛化能力.

**Step 3:** 基于所建立的  $M$  个 LSSVM 子学习机模型, 将它们的集成过程作为一个优化问题, 有

$$\min \text{RMSE} = \sqrt{\sum_{i=1}^k (\bar{Y}_i - y_i)^2 / k}; \quad (5)$$

$$\text{s.t. } \bar{Y}_i = \sum_{j=1}^M (w_j \times \bar{y}_{i,j}), \quad (6)$$

$$\sum_{j=1}^M w_j = 1. \quad (7)$$

决策变量  $W = (w_1, w_2, \dots, w_M)$  为各子学习机在集成学习机中权重, 优化目标(5)为集成学习机的均方根误差,  $\bar{Y}_i$  为集成学习机针对第  $i$  个训练样本的预测值,  $\bar{y}_{i,j}$  为第  $j$  个 LSSVM 子学习机对第  $i$  个训练样本的预测值. 使用差分进化算法<sup>[9]</sup>对模型求解, 获得子学习机权重, 构建集成学习模型.

## 2 自适应多因子进化算法(AdaMFEA)

针对连退生产过程多因子操作优化模型, 本文提出自适应多因子进化算法(AdaMFEA)进行求解.

### 2.1 AdaMFEA 算法

与传统单目标进化算法(如遗传算法)不同, 本文的 AdaMFEA 算法在交叉过程中考虑了父代解对不同因子的适应性, 通过父代与子代之间因子的信息传递来决定新解的评价与搜索方向.

针对本文所研究的连退生产过程操作优化问题的两个目标函数(因子), AdaMFEA 将种群个体在两个因子上的目标函数值作为个体的两个因子成本, 进而根据两个因子成本对种群中的个体分别作升序排序, 得到个体在两个序列中的排名, 将其作为个体的两个因子等级, 较小的因子等级所对应的操作优化目标, 称为该个体的技术因子  $\tau_i$ . 个体的技术因子所对应的因子等级的倒数称为个体的适应度.

交叉过程中, 相同技术因子的父代之间更容易进行交叉操作. 同时, 为保证解的多样性, 具有不同技术因子的两个父代也可以在一定概率下进行交叉或者变异操作, 以产生新的子代个体. 这种基于技术因子选择父代个体进行交叉或者变异操作来产生新个体的方法称为 MFEA 的选择交配策略, 如算法 1 所示.

**算法 1** 基于选择交配策略的子代个体产生方法.

- 1): 从当前种群随机选择两个个体  $P_a$  和  $P_b$  作为父代, 交叉概率  $\text{rmp}$  设为 0.3, 变异率设为 0.1.
- 2): 从  $[0, 1]$  区间产生一个随机数  $\text{rand}$ .
- 3): if  $\tau_a == \tau_b$  or  $\text{rand} < \text{rmp}$  do
- 4): 个体  $P_a$  和  $P_b$  进行交叉操作, 产生两个子代个体  $C_a$  和  $C_b$ .
- 5): else
- 6): 个体  $P_a$  变异产生子代  $C_a$ .
- 7): 个体  $P_b$  变异产生子代  $C_b$ .
- 8): end if

子代个体确定技术因子和评价任务, 如算法 2 所示.

**算法 2** 子代个体技术因子选择评价策略.

- 1): 由算法 1 可知, 子代  $C$  可能有两个父代个体 ( $P_a$  和  $P_b$ ), 或一个父代个体 ( $P_a$  或  $P_b$ ).
- 2): if 子代  $C$  有两个父代 do
- 3): 从  $[0, 1]$  区间产生一个随机数  $\text{rand}$ .
- 4): if  $\text{rand} < 0.5$  do
- 5): 子代  $C$  继承  $P_a$  的技术因子, 计算对应的因子成本.

6): else

7): 子代 $C$ 继承 $P_b$ 的技术因子,计算对应的因子成本.

8): else

9): 子代 $C$ 继承 $P_a$ (或 $P_b$ )的技术因子,并计算对应的因子成本.

10): end if

当子代 $C$ 由两个父代交叉获得时,它将随机继承其中一个父代的技术因子并计算对应的因子成本;否则,当子代 $C$ 由一个父代个体通过变异产生时,它将直接继承该父代个体的技术因子并计算对应的因子成本,另一个未评价的因子成本将设为无穷大.

为提升算法的鲁棒性和收敛速度,本文还提出多交叉算子的自适应选择策略和基于回溯直线搜索的个体学习策略,使算法更适合求解实际工业问题.所提出的AdaMFEA算法的整体流程如下所示.

**算法3** AdaMFEA整体流程.

1): 迭代次数 $g = 0$ ,初始化种群,得到每个个体的技术因子.

2): while 没达到终止条件 do

3): 根据算法1产生子代种群.

4): 根据算法2确定子代的技术因子(需要评价的任务).

5): 子代个体进行个体学习.

6): 评价每个个体,适应度高的个体进入下一次迭代.

7): end while

## 2.2 多交叉算子自适应选择策略

不同的交叉算子对于不同的问题会表现出不同的性能,父代个体采用不同的交叉算子进行交叉操作,可以产生不同的搜索和进化方向. AdaMFEA采用4种交叉算子,并提出多交叉算子的自适应选择策略,在每次迭代中动态调整各算子的选择概率,使得算法能够自适应地选择最适合当前问题的交叉算子,从而改进算法性能的鲁棒性.

1) 交叉算子.

AdaMFEA采用文献[10]中的4种交叉算子,分别为SBX, BLX, SPX, PCX.

2) 多交叉算子的自适应选择策略.

每个交叉算子被选择的概率为 $p_{j,i}$ ( $j$ 表示迭代次数, $i$ 表示交叉算子标号).进化过程中,若某交叉算子产生的子代优于至少一个父代,则此交叉算子成功次数加1,否则失败次数加1.每次迭代均统计交叉算子的成功次数为 $s_{j,i}$ ,失败次数为 $f_{j,i}$ ( $j = 1, 2, \dots, n, i = 1, 2, 3, 4$ ).前 $l$ 次迭代, $p_{j,i} = 0.25$ ,从第 $l+1$ 代开始,每次迭代均更新 $p_{j,i}$ .具体方法如下.

**算法4** 多交叉算子自适应选择策略.

1): 前 $l$ 代,每个交叉算子的选择概率 $p_{j,i} = 0.25$ ,  
 $j = 1, 2, \dots, l, i = 1, 2, 3, 4$ .

2): if  $j == l + 1$  do

3): 
$$p_{j,i} = \frac{\sum_{j=1}^l s_{j,i}}{\sum_{j=1}^l (s_{j,i} + f_{j,i})},$$
  
 $i = 1, 2, 3, 4$ .

4): end if

5): while  $l + 1 < j \leq n$  do

6): 
$$p_{j,i} = 0.8 \times p_{j-1,i} + 0.2 \times s_{j,i} / (s_{j,i} + f_{j,i}),$$
  
 $i = 1, 2, 3, 4$ .

7):  $j = j + 1$ .

8): end while

## 2.3 基于回溯直线搜索的个体学习策略

为加快算法收敛速度,本文采用基于回溯直线搜索<sup>[11]</sup>和拟牛顿法<sup>[12]</sup>的个体学习策略(BFGS base on backtracking line search, BLSBFGS).

与传统MFEA中的个体学习<sup>[13]</sup>不同,该方法每次迭代仅需求解函数的一阶偏导数,并更新搜索方向上的步长因子,即可加快搜索速度.算法具体实现如下所示.

**算法5** 基于回溯直线搜索确定步长.

1): 输入当前个体 $X = (x_1, \dots, x_n)$ 和搜索方向 $P_k$ .

2): 参数 $\alpha = 0.1, \beta = 0.3, t_k = 1$ .

3): while  $f(x_k + t_k P_k) > f(x_k) + \alpha t_k \nabla f^T(X_k)$   
do

4):  $t_k = \beta t_k$ .

5): end while

6): 得到步长 $t_k$ .

BLSBFGS算法中,每次迭代需要重新确定搜索方向上的步长,具体方法如下所示.

**算法6** BLSBFGS个体学习策略.

1): 将当前个体作为算法的初始解, $X_0 = (x_1, x_2, \dots, x_n), B_0 = I, I$ 为一阶单位矩阵, $k = 0$ .

2): while 个体没有达到学习次数

do

3): 确定搜索方向 $P_k, P_k = -B_k^{-1} \nabla f(X_k)$ .

4): 按算法5确定步长 $t_k$ .

5):  $s_k = t_k \times P_k$ .

6):  $X_{k+1} = X_k + s_k$ .

7):  $y_k = \nabla f(X_{k+1}) - \nabla f(X_k)$ .

8): 令  $\text{temp} = \left(1 + \frac{y_k^T B_k y_k}{s_k^T y_k}\right) s_k s_k^T - B_k y_k s_k^T - s_k y_k^T B_k$ .

9):  $B_{k+1} = B_k + \frac{1}{s_k^T y_k} \text{temp}$ .

10):  $k = k + 1$ .

11): end while

### 3 实验结果

#### 3.1 实验环境与参数设置

本文算法采用C++编程,在CPU为Intel Core i7-6700,内存为16.0GB的计算机上进行实验。

基于LSSVM的进化集成学习建模方法,使用10个子学习机,差分进化算法种群大小为100,迭代次数为50。AdaMFEA算法种群大小为100。Benchmark问题测试的最大迭代次数为400(其中个体学习与最速下降法对比实验迭代100次)。实际问题求解的最大迭代次数为200。SBX,PCX,SPX,BLX交叉算子的初始选择概率0.25,交叉率 $r_{mp} = 0.3$ ,成功与失败次数的统计代数 $l = 20$ 。采用高斯变异<sup>[14]</sup>,变异率0.1,个体学习迭代次数为3次。

#### 3.2 测试问题

针对连退生产过程带钢硬度预测模型,使用300个实际工业过程数据样本进行验证,其中训练数据集中包含250个随机选取样本,测试数据集中包含50个随机选取的样本。根据实际问题设计Benchmark测试问题对所提出的算法进行测试,测试问题的目标函数<sup>[15]</sup>如下:

1) 目标函数1:  $\sum_{i=1}^{D_1} \left( \sum_{j=1}^i x_j \right)^2$ .

2) 目标函数2:  $\sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$ . 其中决策变量维数为 $D = 50$ ,每维取值范围均为 $[-100, 100]$ . 此外,目标函数1只与前 $D_1 = 30$ 维相关,目标函数2则与所有50维变量相关,使该问题与本文所研究的实际问题保持一致。实验中,算法均独立运行20次进行统计分析。

#### 3.3 进化集成学习建模有效性分析

将所提出的进化集成学习建模方法与单一LSSVM建模方法以及传统基于子学习机误差加权集成的Bagging集成学习建模方法(即子学习机的RMSE值越大其权重越小)进行比较。

3种建模方法针对50个测试样本的预测结果如表1所示。可以看出,由于LSSVM本身属于强学习机,传统的Bagging集成学习建模方法只是优化了子训练数据集之间的差异性,没有关注子学习机模型之间的差异性,因此它相对于单个LSSVM模型的改进量有限。本文所提出的进化集成学习建模方法利用禁忌区域保证子学习机模型结构上的差异性,同时又使用进化算法优化集成过程,能够获得更高的预测精度和泛化能力,在3个评价指标上均优于单一的LSSVM模型和传统的Bagging模型。

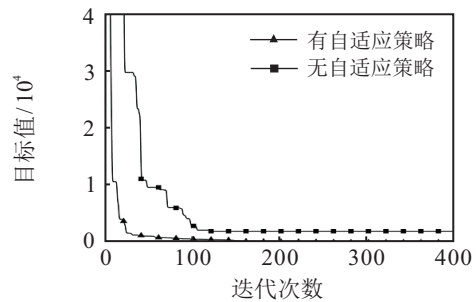
表1 50个测试样本的预测结果对比

评价指标	LSSVM	Bagging	Ensemble
最大误差	3.396	3.314	<b>3.219</b>
平均误差	1.482	1.384	<b>1.312</b>
均方根误差	11.656	11.184	<b>10.527</b>

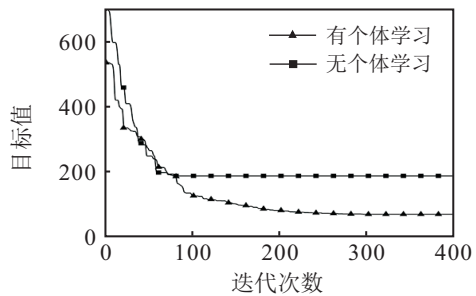
#### 3.4 AdaMFEA算法有效性分析

##### 3.4.1 多交叉算子自适应选择策略有效性分析

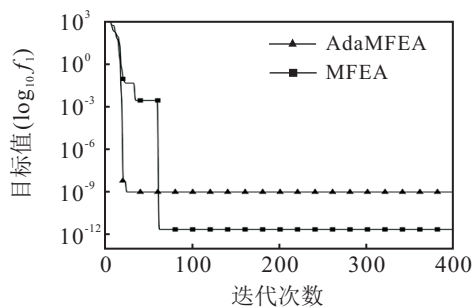
针对多交叉算子自适应选择策略,将AdaMFEA与传统MFEA进行比较。为突出该策略的有效性,两个算法均不采用个体学习策略,AdaMFEA的其他策略以及参数设定均与MFEA相同。



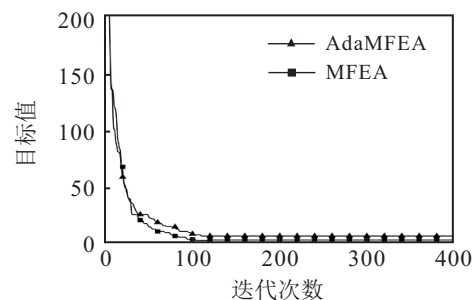
(a) 自适应策略有效性实验(目标1)



(b) 自适应策略有效性实验(目标2)



(c) 个体学习有效性实验(目标1)



(d) 个体学习有效性实验(目标2)

图1 自适应选择策略和个体学习策略有效性分析实验

针对两个测试函数的实验结果如图1(a)和图1(b)所示,曲线中数值为种群中所有解的目标函数值的平均值.由图1(a)和图1(b)可见,采用多交叉算子自适应选择策略的AdaMFEA算法相对于传统的MFEA算法,收敛速度更快,所获得的解质量更高,从而表明多交叉算子自适应选择策略的有效性.

### 3.4.2 BLSBFGS个体学习策略有效性分析

将AdaMFEA算法中个体学习策略与MFEA算法<sup>[7]</sup>中个体学习方法<sup>[13]</sup>进行比较.算法未使用多交叉算子自适应选择策略,以确保对比结果的公平性.图1(c)和图1(d)为算法分别针对两个目标函数的收敛过程曲线(为得到更清晰的对比收敛效果,第1个目标函数曲线的纵坐标为 $\log_{10}(f_1)$ ).表2为两个算法的平均运行时间.由图1(c)和图1(d)可以看出,函数的收敛过程相差不大,但是由表2可见,AdaMFEA算法的平均运行时间明显小于MFEA.本文所采用的个体学习策略既可以获得与文献[13]中个体学习策略相似的性能,又能够显著减小计算时间的目标.求解时间的降低能够更好地满足实际工业问题对求解速度的要求.

表2 算法平均运行时间对比

算法	AdaMFEA	MFEA
时间/s	3.749	9.732

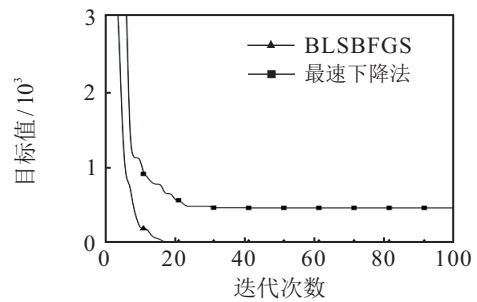
同时,与进化算法中常用的基于最速下降法的个体学习策略<sup>[16-18]</sup>进行对比实验.如图2(a)和图2(b)所示,采用BLSBFGS个体学习策略的AdaMFEA算法的收敛效果更好,进而表明该策略的有效性.

### 3.4.3 自适应策略和个体学习策略集成有效性实验

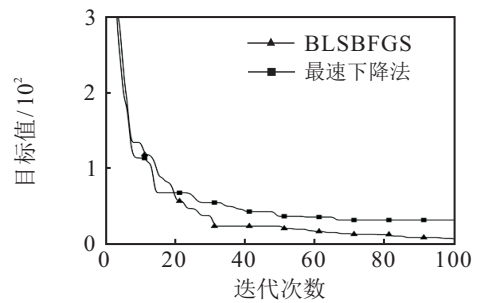
进一步将两个策略的集成效果与各策略单独使用的效果进行对比分析.由图2(c)和图2(d)可见,两个策略集成时算法能够收敛到最优解附近,而仅单独采用一个策略无法快速收敛到最优解附近,从而表明两个策略同时使用时的算法有效性.

### 3.4.4 AdaMFEA与多目标优化算法对比实验

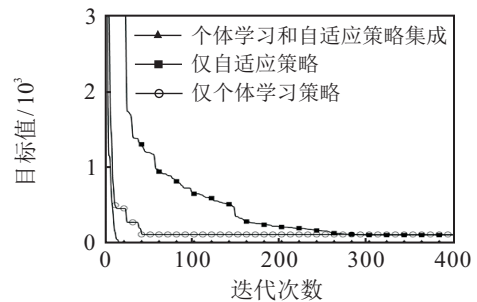
图3(a)给出了AdaMFEA算法与多目标优化算法NSGA-II的求解效果差异.可以看出,AdaMFEA得到的一个最好解,可同时实现两个目标的优化,而NSGA-II算法得到的是一组Pareto解集,无法同时实现两个目标最优化,使得实际应用中存在决策人员需要根据经验进行选择的问题,体现了AdaMFEA算法在处理本文所研究的这类问题的有效性.



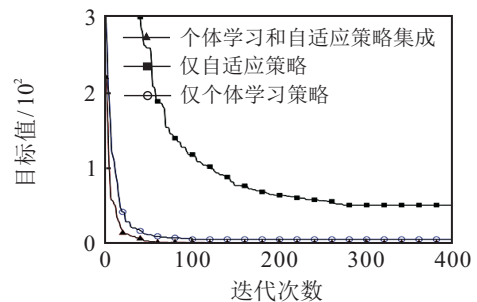
(a) 与最速下降法对比实验(目标1)



(b) 与最速下降法对比实验(目标2)



(c) 集成策略有效性实验(目标1)



(d) 集成策略有效性实验(目标2)

图2 不同个体学习策略对比和集成策略有效性分析实验

### 3.4.5 AdaMFEA与单目标优化算法对比实验

基于连退生产的实际问题,表3分别给出了5条带钢采用AdaMFEA同时优化多个因子和每次分别优化一个因子(即传统单目标进化算法)的实验结果.其中:单独优化能耗因子的算法记为AdaMFEA<sub>1</sub>,单独优化带钢质量因子的算法记为AdaMFEA<sub>2</sub>.可以看出,AdaMFEA算法同时优化两个因子时,两个因子均可收敛到目标最优值附近;AdaMFEA算法单独优化一个因子时,被优化的因子可以收敛到最优值附近,而另一个因子无法保证.为更直观地展示上述结论,图3(b)和图3(c)分别给出了不同算法针对第4

条带钢进行操作优化所获得的收敛过程曲线. 可以看出, AdaMFEA 算法针对两个目标均可收敛到最优值附近, 而 AdaMFEA<sub>1</sub> 算法和 AdaMFEA<sub>2</sub> 算法则不能在两个因子上同时收敛. 主要原因在于, AdaMFEA 算法可以基于一个种群的迭代搜索同时优化多个因子, 获得一个能够实现多个因子均达到最优效果的解.

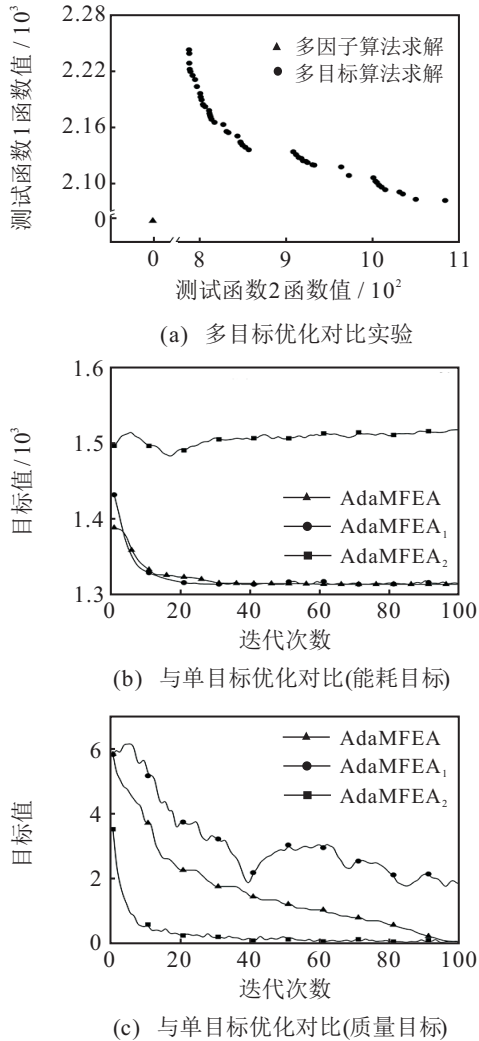


图3 与多目标优化算法和单目标优化算法对比实验

表3 5条带钢的不同算法实验结果

带钢编号	AdaMFEA	AdaMFEA <sub>1</sub>	AdaMFEA <sub>2</sub>
1	<b>0.027</b>	5.220	0.032
	<b>1314.238</b>	1314.220	1441.480
2	<b>0.012</b>	2.561	0.028
	<b>1314.310</b>	1314.352	1461.202
3	<b>0.006</b>	3.375	0.016
	<b>1314.133</b>	1314.212	1446.040
4	<b>0.014</b>	1.833	0.012
	<b>1314.201</b>	1314.307	1517.02
5	<b>0.010</b>	3.450	0.024
	<b>1314.240</b>	1314.182	1468.021

## 4 结论

针对连退生产过程多因子操作优化中难以获得带钢硬度机理模型、模型的目标之间相互关联但并不冲突等问题, 本文首先基于LSSVM的进化集成学习方法建立了连退生产过程的数据解析模型, 进而构建该生产过程的多因子操作优化模型, 并基于模型特点提出了AdaMFEA算法对其进行求解. 为提高算法的性能, 在AdaMFEA中提出多交叉算子的自适应选择策略和BLSBFGS个体学习策略. 基于Benchmark问题的实验结果表明, 所提出的AdaMFEA算法性能优于传统多因子进化算法. 根据实际工业问题的实验结果表明, AdaMFEA算法可以有效求解连退生产过程多因子操作优化模型, 在一个种群的进化过程中同时实现两个相互关联但不冲突目标的协同优化, 能够为生产过程中决策变量优化设定提供依据, 达到提升带钢质量、降低能源消耗的目的.

## 参考文献(References)

- [1] 柴天佑. 复杂工业过程运行优化与反馈控制[J]. 自动化学报, 2013, 39(11): 1744-1757.  
(Chai T Y. Operational optimization and feedback control for complex industrial processes[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(11): 1744-1757.)
- [2] 陈丽, 唐立新, 汤廉洁. 基于超越几何规划的热轧操作优化问题[J]. 控制与决策, 2015, 30(4): 703-708.  
(Chen L, Tang L X, Tang L J. Operation optimization problem of hot rolling based on the transcendental geometric programming[J]. Control and Decision, 2015, 30(4): 703-708.)
- [3] 胡长斌, 童朝南, 彭开香. 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[J]. 控制与决策, 2012, 27(1): 15-21.  
(Hu C B, Tong C N, Peng K X. Load distribution optimization of hot strip mills with improved evolutionary algorithm for complex-process optimization[J]. Control and Decision, 2012, 27(1): 15-21.)
- [4] Zhang Y, Cao W, Wu M, et al. A hybrid modeling method for continuous annealing line heating process[C]. Proceedings of the 35th Chinese Control Conference. Chengdu: IEEE, 2016: 2263-2267.
- [5] 王显鹏, 杨立文, 董志明, 等. 考虑安全约束的连退生产过程多目标操作优化[J]. 控制与决策, 2018, 33(10): 1740-1746.  
(Wang X P, Yang L W, Dong Z M, et al. Multiobjective operation optimization of continuous production process with safety constraints[J]. Control and Decision, 2018, 33(10): 1740-1746.)
- [6] Guo C, Zhang Y, You X, et al. Optimal control of

continuous annealing process using PSO[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Automation and Logistics. Shenyang: IEEE, 2009: 602-605.

[7] Gupta A, Ong Y S, Liang F. Multifactorial evolution: Toward evolutionary multitasking[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2016, 20(3): 343-357.

[8] Meuth R, Lim M H, Ong Y S, et al. A proposition on memes and meta-memes in computing for higher-order learning[J]. Memetic Computing, 2009, 1(2): 85-100.

[9] Tang L X, Dong Y, Liu J Y. Differential evolution with an individual-dependent mechanism[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2015, 9(4): 560-574.

[10] Tang L X, Wang X P. A hybrid multiobjective evolutionary algorithm for multi-objective optimization problems[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2013, 17(1): 20-46.

[11] Pei Y G, Zhu D T. An affine scaling interior trust-region algorithm combining backtracking line search with filter technique for nonlinear constrained optimization[J]. Numerical Functional Analysis and Optimization, 2015, 36(8): 1046-1066.

[12] Saman B K. A modified scaling parameter for the memoryless BFGS updating formula[J]. Numerical Algorithms, 2016, 72(2): 425-433.

[13] Ong Y S, Keane A J. Meta-Lamarckian learning in memetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(2): 99-110.

[14] Hinterding R. Gaussian mutation and self-adaption for numeric genetic algorithms[J]. IEEE International Conference on Evolutionary Computation, 1995, 1(2): 384-389.

[15] Pinkey C H, Kusum D, Milie P. Novel inertia weight strategies for particle swarm optimization[J]. Memetic Computing, 2013, 5(3): 229-251.

[16] Sun Z C, He Y, Wu J J. et al. A robust adaptive particle swarm optimization for clustering analysis based on steepest descent method[J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2017, 32(1): 23-33.

[17] Cao Y L, Li W F, Chaovalitwongse W A. Hybrid comprehensive learning particle swarm optimizer with adaptive starting local search[C]. Proc of Int Conf on Swarm Intelligence. Fukuoka: Dolphin Pod Optimization, 2017: 148-157.

[18] Khanum R A, Jan M A, Mashwani W K, et al. On the hybridization of global and local search methods[J]. J of Intelligent and Fuzzy Systems, 2018, 35(3): 3451-3464.

**作者简介**

王显鹏(1980—), 男, 教授, 从事基于机器学习的工业生产过程建模、操作优化、进化算法等研究, E-mail: wangxianpeng@ise.neu.edu.cn;

王赞(1993—), 男, 硕士生, 从事工业生产过程操作优化、进化算法的研究, E-mail: 1125570900@qq.com.

(责任编辑: 郑晓蕾)

## 下 期 要 目

基于数据融合的目标检测方法综述..... 罗俊海, 等

能量和带宽受限下的分布式一致性融合估计器..... 赵国荣, 等

高超声速飞行器惯导系统误差参数两次优化辨识方法..... 郭玮林, 等

基于因子模型和动态规划的多元时间序列分段方法..... 王 玲, 等

考虑设施深度的过道布置问题及改进烟花算法求解方法..... 刘思璐, 等

精英导向型差分变异多目标烟花算法及其在模拟集成电路设计中的应用..... 陈思溢, 等

基于近似匹配的假位置 $k$ -匿名位置隐私保护方法..... 张永兵, 等

差分进化算法求解带批处理机的机器人制造单元调度问题..... 吴秀丽, 等

自适应线性预测卡尔曼滤波压缩感知算法..... 田金鹏, 等

基于矢状面质心角动量的人类行走步态周期阶段划分方法..... 吴晓光, 等

无线多跳网络联合拥塞控制和功率分配的快速二阶算法..... 冯 维, 等

基于递归工具变量卡尔曼滤波算法的纯方位水下目标跟踪..... 郭 戈, 等

一种自适应多策略行为粒子群优化算法..... 张 强, 等