

· 人工智能技术应用 ·

基于蚁群算法的冷连轧轧制负荷分配优化

车海军¹, 孙晓娜¹, 徐雅洁², 杨景明¹

(1. 燕山大学 工业计算机控制工程河北省重点实验室, 河北 秦皇岛 066004;

2. 北京金自天正智能控制股份有限公司)

摘要: 根据唐山某钢厂 1 370 mm 冷连轧机设备参数, 选取等相对负荷目标函数, 在一定的约束条件下, 优化压下率分配比, 并通过蚁群算法的迭代运算, 求出负荷最佳分配。仿真结果表明, 蚁群算法可以防止目标函数值落入局部极小, 优化速度快、收敛性好, 可作为冷连轧轧制负荷分配优化方法用于实际生产。

关键词: 冷连轧; 负荷分配优化; 蚁群算法

中图分类号: TG334.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7059(2009)01-0012-04

Load distribution optimization of tandem cold rolling based on ant colony algorithm

CHE Hai-jun¹, SUN Xiao-na¹, XU Ya-jie², YANG Jing-ming¹

(1. Key Lab of Industrial Computer Control Engineering of Hebei Province, Yanshan University,

Qinhuangdao 066004, China; 2. Beijing Aritime Intelligent Control Co., Ltd.)

Abstract: Ant colony algorithm was used to optimize load distribution of tandem cold mill. Based on equipment parameters of a certain 1 370 mm tandem cold mill at Tangshan, relative load equalization was taken as object function and reduction distribution ratio was optimized on certain constraint conditions. The optimal load distribution was obtained through iterative operation of ant colony algorithm. Simulated results show that ant colony algorithm can prevent from local minimum of object function value, has fast optimizing speed and good constringency. It can be applied to practice as a load distribution optimization method for tandem cold rolling.

Key words: tandem cold rolling; load distribution optimization; ant colony algorithm

0 引言

合理制定轧制规程是冷连轧生产工艺的重要内容。轧制规程的核心是负荷分配, 即在来料厚度和成品目标厚度已知的情况下, 以一定的约束条件为前提, 寻求一组厚度分配值, 达到工艺所追求的目标, 提高轧制效能^[1]。

由于轧制过程的非线性、快速、多变量且具有强耦合等复杂因素, 因此采用传统的轧制负荷分配方法如经验法、能耗法等不易得到最佳负荷分配。近年来, 应用迭代寻优算法^[2]、智能优化算法^[3-6]等方法进行轧制负荷分配计算, 取得了较

好的效果。

蚁群算法 (Ant Colony Algorithm) 是一种采用正反馈机制、分布式并行计算、具有较强鲁棒性的全局搜索方法。在蚁群算法中, 加速收敛和防止早熟、停滞是一对矛盾。最大-最小蚂蚁系统 (Max-Min Ant System, MMAS) 是能够较好地解决这一矛盾的改进蚁群算法^[7]。本文以负荷均衡为目标函数, 在满足一定约束条件下, 用 MMAS 算法优化轧制负荷分配, 结合唐山某钢厂 1 370 mm 五机架冷连轧机系统, 进行仿真实验, 实现了冷连轧机最优轧制负荷分配。

收稿日期: 2008-05-29; 修改稿收到日期: 2008-10-20

作者简介: 车海军 (1974-), 男, 山东平度人, 讲师, 博士研究生, 主要从事轧制过程自动化及交直流拖动控制研究。

1 蚁群优化过程

1.1 蚁群初始化

蚁群的初始化过程就是要确定被优化的轧制参数。本设计中,末机架作为平整机架使用,采用固定压下率方式,如式(1)所示:

$$s = \frac{h_4 - h_5}{h_4} \quad (1)$$

式中, s 为末机架压下率,一般取 5% ~ 10%; h_5 为末机架出口厚度, mm; h_4 为末机架入口厚度,即第 4 机架的出口厚度, mm。

已知末机架出口厚度 h_5 , 即可由式(1)求出该机架入口厚度 h_4 。第 1 ~ 4 机架采用压下率分配比方式, 将第 i ($i=1 \sim 4$) 机架的压下率比例系数 e_i 定义为蚁群优化参数, 用集合形式表示为:

$$E = \{e_1, e_2, e_3, e_4\} \quad (2)$$

根据生产经验, e_i 取值范围为 [10, 45]。把 e_i 设置为 n 个随机值, 作为优化参数的候选解, 形成集合 L_i :

$$L_i = \{e_{ij} | e_{ij} \in [10, 45], j=1, 2, \dots, n\} \quad (3)$$

其中, n 的取值过大, 会导致算法收敛速度缓慢; 取值过小, 又可能导致算法找不到真正的最优值, 这里取 $n=50$ 。

循环过程中, 每只蚂蚁从 L_i 中随机选择一个元素, 组成该蚂蚁本次循环的一组压下率分配比, 并经反复迭代, 换算成满足目标厚度要求的各机架压下率, 具体过程如下。

假设各机架的平均压下率为 a , 则:

$$a = 1 - 1/(h_0/h_4)^{1/4} \quad (4)$$

式中, h_0 为第 1 机架的入口厚度, mm。

设各机架压下率 $s_i = a$, 根据式(4)初步确定各机架的初始出口厚度:

$$h_i = h_{i-1} (1 - a) \quad (5)$$

式中, h_i, h_{i-1} 分别为第 i 机架的出口厚度和入口厚度, mm。

进而按下式确定 s_i 的近似值:

$$s_i = e_{i=1}^4 a / e_{i=1}^4 \quad (6)$$

由迭代法并将式(6)的 s_i 值代入式(5)求出第 4 机架出口厚度的近似值 $h_{4,t}$ (t 为迭代次数), 通过式(7)判断 $h_{4,t}$ 是否与式(1)得到的 h_4 足够接近, 如果成立则结束运算; 否则按式(8)对各机架的 s_i 值进行修正:

$$\left| 1 - \frac{h_4}{h_{4,t}} \right| < \quad (7)$$

式中, δ 为误差限, 取 $\delta=0.001$ 。

$$s_i = 1 - (1 - s_i) (h_4/h_{4,t-1})^{1/4} \quad (8)$$

式中, δ 为常数。

经过迭代, 可得到各机架的压下率值, 根据理论公式计算出相应的出口厚度、轧制力、轧制力矩、轧制功率等参数, 具体公式见文献[8]。

1.2 适应度评价

蚁群初始化后, 蚂蚁开始在候选解的空间中独立搜索, 从每个集合中选择解元素, 所有蚂蚁完成一次选择后, 根据目标函数的值对每只蚂蚁的适应度做一评价。在 MMAS 算法中, 每个候选解 e_{ij} 都对应信息素 τ_{ij} , 蚂蚁选择的解越优越, 则认为该蚂蚁的适应度越高, 它所释放的信息素越多。

本文以等相对负荷目标函数作为 MMAS 算法的目标函数 J , 目标函数值越小, 相应的蚂蚁适应度越高。等相对负荷即按设备主电机容量大小, 使各机架相对负荷分配均衡, 即各机架负荷系数相等^[8]。

$$J = \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^n (\tau_{ij} - \tau_i)^2 \quad (9)$$

式中, τ_{ij} 为负荷系数, 定义 $\tau_{ij} = N/N$, N 和 N 分别为实际轧制功率和主电机额定功率。

1.3 蚁群优化操作

在 MMAS 算法中, 优化操作包括蚂蚁的移动和信息素的更新两部分。每次循环后, 蚂蚁按照状态转移规则决定它下一次要选择的解元素, MMAS 算法使用的是随机比例规则, 蚂蚁 k ($k=1, 2, \dots, m$) 选择第 i 个参数第 j 个候选解 e_{ij} 的概率 P_{ij}^k 为:

$$P_{ij}^k = \tau_{ij} / \sum_{j=1}^n \tau_{ij} \quad (10)$$

式中, τ_{ij} 为信息素全局挥发因子, $0 < \tau_{ij} < 1$; τ_{ij} 为第 i 个参数第 j 个候选解的能见度因数, 这个量在 MMAS 算法的运行过程中不变, 因此忽略其影响是合理的; τ_{ij} 为启发函数权重, $\tau_{ij} > 0$ 。

当所有的蚂蚁都完成一次选择后, 找到本次循环最优解的蚂蚁, 在每次循环后进行信息素更新, 使较优解的信息素浓度增加, 而其他解的信息素浓度则随时间消逝越来越少, 更新方式如下:

$$\tau_{ij} = \tau_{ij} + \tau_{ij}^{best} \quad (11)$$

$$\tau_{ij}^{best} = 1/f(s^{best}) \quad (12)$$

式中, τ_{ij} 为局部挥发因子, $0 < \tau_{ij} < 1$; τ_{ij}^{best} 为找到本次循环最优解的蚂蚁在相应解上释放的信息素量; $f(s^{best})$ 为本次循环最优解计算所得的目标函

数的值。

同时,每个解的信息素量被限制在值域范围 $[\min, \max]$ 之内,若 $ij > \max$,则设置 $ij = \max$;若 $ij < \min$,则设置 $ij = \min$ 。为了使蚂蚁在算法的初始阶段能够更多地搜索新的解,将信息素值初始化为上限值 \max ,信息素增量初始化为 0。

综上所述,完成了蚁群优化的过程。蚁群经过多次循环,逐渐趋向于选择信息素越来越多的解元素,直到所有的蚂蚁都选择相同的解,即为全局最优解——使等相对负荷目标函数值最小的压下率分配比,并由此计算出各机架的厚度分配、轧制力、轧制功率等参数,这样就完成了整个轧制负荷分配优化。MMAS算法流程图如图 1 所示。

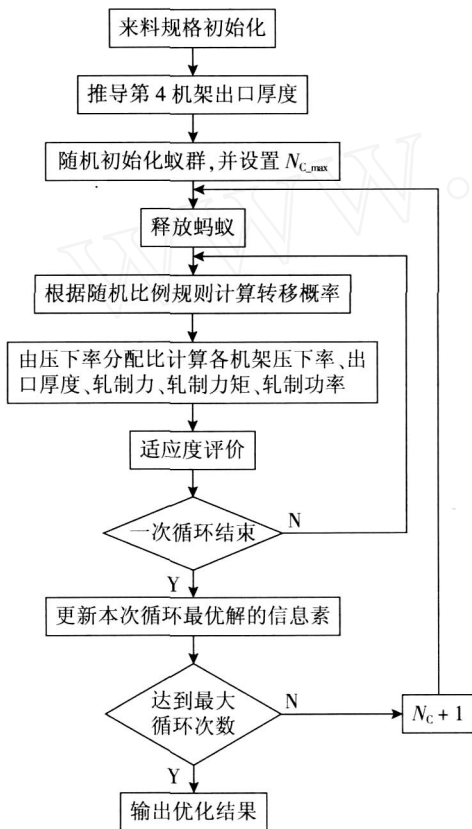


图 1 蚁群算法流程图

Fig. 1 Chart of ant colony algorithm
 N_{c_max} —最大循环次数; N_c —循环次数

2 参数设置

在 MMAS 算法中,合理的参数设定对优化结果有很大的影响。需要设定的参数主要有蚂蚁数量 m ,全局挥发因子 ρ ,局部挥发因子 ρ_{local} ,信息素值域范围 $[\min, \max]$ 和最大循环次数 N_{c_max} 。

其中,蚂蚁的数量越多,全局搜索能力越强,但是算法的计算量与蚂蚁数量成正比^[9],分别选

取 $m = 10, 20, 30, 50, 100$ 等进行运算。当 $m = 30$ 时,多次运行的目标函数平均值小于 10^{-3} ,因此,为了尽量减小计算量,取 $m = 30$ 。

参数 ρ 的取值在 0~1 之间,由于优化过程是信息素挥发和信息素积累两种过程共同作用的结果, ρ 的取值大,信息素的挥发较快,可以提高算法的全局搜索能力,但算法稳定性下降;相反, ρ 的取值小,信息素的挥发较慢,以前搜索过的解被选择的可能性大,影响到算法的全局搜索能力^[10]。对 $\rho = 0.1, 0.2, \dots, 0.9$ 的不同取值的组合进行运算发现, $\rho = 0.3$ 时效果最佳,而 ρ_{local} 的取值对结果影响不大,这里取 $\rho_{local} = 0.7$ 。

信息素上、下限之间的相对差异对解的构造有很大影响,本设计中取 $\max = 10, \min = 0.001$ 。

由于蚁群优化过程具有较大的随机性,对结果的稳定性有一定的影响,为了保证算法能找到真正的最优解,同时,尽量减少运算时间,设定最大循环次数 $N_{c_max} = 100$ 。

3 仿真实例分析

以唐山某钢厂 1 370 mm 五机架冷连轧机为例,各机架设备参数如表 1 所示。

表 1 1 370 mm 冷连轧机参数

Table 1 Parameters of 1 370 mm tandem cold rolling mills

设备参数	机架号				
	1#	2#	3#	4#	5#
电机额定功率 /kW	2 572.5	2 572.5	2 572.5	3 675.0	3 675.0
电机转速 / (r/min)	135/305	175/375	225/445	250/500	250/500
工作辊直径 / mm	520.7	528.0	526.8	529.7	531.6

另外,轧机最高轧制速度 18 m/s,最大允许轧制力 20 000 kN。带钢来料宽度 900 mm,来料厚度 2.25 mm,成品厚度 0.5 mm。

根据前面的分析,MMAS 算法参数如表 2 所示。

表 2 MMAS 算法参数

Table 2 Parameters of MMAS algorithm

m	ρ	ρ_{local}	\min	\max	N_{c_max}
30	0.3	0.7	0.001	10	100

在优化过程中,记录每次循环目标函数的最小值,结果如图 2 所示。由图 2 可见,MMAS 算法具有很快的收敛速度,并且收敛过程比较稳定。

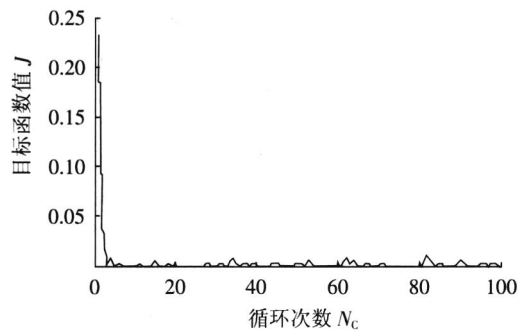


图 2 目标函数值的变化

Fig. 2 Variety of objective function value

经过优化得到各机架的负荷分配结果,如表 3 所示。由表 3 可见,经过优化后,第 1~4 机架的负荷系数比较接近,经计算,其平均差值仅有 1.5%,实现了负荷均衡分配的目标,能够充分发挥电机能力;并且负荷系数均在 0.7 左右,符合实际生产情况。

表 3 优化后的冷连轧轧制负荷分配

Table 3 Optimized load distribution of tandem cold rolling

负荷分配	机架号				
	1 [#]	2 [#]	3 [#]	4 [#]	5 [#]
负荷系数	0.707 5	0.695 8	0.718 2	0.692 1	0.360 0
出口厚度 /mm	2.250	1.462	1.011	0.742	0.500
压下率 /%	35.04	30.82	26.60	25.89	9.09
轧制力 /kN	10 771.0	11 389.0	11 449.0	13 290.0	8 243.4
轧制功率 /kW	1 819.9	1 789.9	1 847.5	2 543.6	1 130.8

4 结论

(1) 本文把蚁群算法应用到冷连轧轧制负荷分配的优化中,根据唐山某钢厂 1 370 mm 冷连轧机的实际运行情况,对各机架压下率分配比进行优化,实现了以等相对负荷为目标函数的最佳轧制负荷分配。

(2) 充分利用了蚁群算法全局搜索、收敛速度快的特点,可以达到提高生产效率的目的。

(3) 蚁群算法计算轧制负荷分配时对目标函数要求不高,参数选取简单,对于其他轧制策略、目标函数也同样适用,算法的扩展性强。

参考文献:

- [1] 刘战英. 轧制变形规程优化设计 [M]. 北京:冶金工业出版社, 1996: 195-199.
- [2] Pries C T A, Ferreira H C, Sales R M, et al. Set-up optimization for tandem cold mills: a case study [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2006, 173 (3): 368-375.
- [3] Kumar A shutosh Singh, Srinivas, Tiwari M K. Modelling the slab stack shuffling problem in developing steel rolling schedules and its solution using improved parallel genetic algorithms [J]. International Journal of Production, 2004, 91 (2): 135-147.
- [4] YANG Jing-ming, CHE Hai-jun, XU Ya-jie, et al. Application of adaptable neural networks for rolling force set-up in optimization of rolling schedules [C] // Proceeding of the 3rd International Symposium on Neural Networks. New York: Springer, 2006: 864-869.
- [5] 陈东宁, 姜万录, 王益群. 基于粒子群算法的冷连轧机轧制负荷分配优化 [J]. 中国机械工程, 2007, 18 (11): 1 303-1 306.
CHEN Dong-ning, JIANG Wan-lu, WANG Yi-qun. Load distribution of tandem cold mill based on PSO algorithm [J]. China Mechanical Engineering, 2007, 18 (11): 1 303-1 306.
- [6] 杨景明, 窦富萍, 刘舒惠, 等. 基于遗传算法的冷连轧轧制规程优化设计 [J]. 中国机械工程, 2007, 18 (15): 1 868-1 871.
YANG Jing-ming, DOU Fu-ping, LIU Shu-hui, et al. Genetic application of genetic algorithm to rolling schedule in tandem cold rolling [J]. China Mechanical Engineering, 2007, 18 (15): 1 868-1 871.
- [7] Marco Dorigo, Mauro Birattari, Thomas Stützle. Ant colony optimization [J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2006, 1 (4): 28-39.
- [8] 孙一康. 带钢冷连轧计算机控制 [M]. 北京:冶金工业出版社, 2002: 50-51.
- [9] 李士勇. 蚁群算法及应用 [M]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社, 2004: 35.
- [10] 蒋玲艳, 张军, 钟树鸿. 蚁群算法的参数分析 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43 (20): 31-36.
JIANG Ling-yan, ZHANG Jun, ZHONG Shu-hong. Analysis of parameters in ant colony system [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43 (20): 31-36.

[编辑:沈黎颖]

[1] 刘战英. 轧制变形规程优化设计 [M]. 北京:冶金工

本刊
启事

本刊已加入《中国学术期刊(光盘版)》,“中国期刊网”,“万方数据系统科技期刊群”,“中国工控网”,“中文科技期刊”和“中文电子期刊服务”等数据库。本刊付给论文作者的稿酬中,已包含《中国学术期刊(光盘版)》的稿酬。对于进入因特网的论文,本刊不收取上网费用,也不另付稿酬。如作者不同意将文章纳入上述数据库,请来函声明,本刊将做适当处理。