

文章编号: 1005-7854(2004)02-0075-04

蚁群算法在原料矿粉混匀优化中的应用

李智¹, 谢兆鸿¹, 姚驻斌²

(1. 武汉工业学院, 武汉 430023; 2. 武汉钢铁集团公司, 武汉 430081)

摘要: 建立了钢铁原料矿粉混匀数学模型, 采用 MATLAB 语言, 分别用蚁群算法和改进型算法编制仿真计算程序, 对原料矿混匀配比进行了优化计算。仿真结果表明, 改进型蚁群算法比基本型算法的寻优能力强, 而且优化计算结果可以直接用于生产, 为钢铁原料矿粉混匀优化提供了定量依据。蚁群算法为钢铁原料矿粉混匀配料问题的优化求解提供了新的思路。

关键词: 蚁群算法; 混匀配料; 优化; 模拟

中图分类号: TP391.9; TF542+.2 **文献标识码:** A

APPLICATION OF ANT COLONY ALGORITHM IN OPTIMIZATION OF METALLURGICAL RAW ORE BALANCED BLENDING

LI Zhi¹, XIE Zhao-hong¹, YAO Zhu-bin²

(1. Wuhan Polytechnic University, Wuhan 430023, China;

2. Wuhan Iron & Steel Corp., Wuhan 430081, China)

ABSTRACT: Ant colony algorithms are used in optimization of raw ore balanced-blending for smelting iron and steel in order to settle the gradual shortage of raw ore materials. Raw ore balanced-blending model is built. Simulation is made by improved ant colony algorithm with MATLAB. The simulation result shows that the improved algorithm does much better than ordinary algorithms do. The result is practical in production and provides quantitative support for raw ore balanced-blending problems. Further, the ant colony algorithm gives a new way for raw ore balanced-blending optimization problems.

KEY WORDS: Ant colony algorithm; Balanced blending; Optimization; Simulation

1 引言

近年来, 模拟某一生物自然现象或过程而发展起来的智能计算技术, 由于其具有高度并行与自组织、自适应、自学习等特征, 为传统的人工智能方法注入了新的活力。例如遗传算法及其一些改进算法^[1]、蚁群算法及其改进算法^[2]等, 特别是蚁群算法, 它是由意大利学者 Dorigo M 在仿生学成果的基础上提出的^[3], 并采用该算法对 TSP 问题、分配问题^[4]、Job-shop 问题^[5]等进行了仿真求解, 解的质量

优于或至少等效于演化算法、模拟退火算法及其它一些启发式算法。

蚁群算法是一种随机搜索算法, 与遗传算法、模拟退火算法等模拟进化算法一样, 通过候选解组成的群体在进化过程中寻求最优解^[6], 其具有以下特点:

(1) 较强的鲁棒性: 对基本蚁群算法模型稍加修改, 即可应用于其它问题的求解;

(2) 分布式计算: 蚁群算法是一种基于种群的算法, 具有并行性;

(3) 易于与其它的方法相结合: 蚁群算法很容易与其它的启发式算法相结合, 以改善算法的性能。

诸多研究表明, 蚁群算法具有很强的寻优能力,

它不仅利用了正反馈原理,在一定程度上加快了进程的速度,而且是一种本质并行的算法,不同个体之间不断进行着信息交流和传递,从而能够相互协作,有利于发现较好的解。

2 蚁群算法

2.1 蚁群算法原理

自然界蚂蚁的群体协作行为主要包括:在没有任何外界指导信息的情况下,蚂蚁群体总是能找到从食物源到巢穴的最短路径;蚁群中个体从事不同的劳动,群体可以很好地完成个体的劳动分工;蚁群中死去蚂蚁的个体可以聚集在一起,形成相对较大的坟墓。受这些蚂蚁群体行为的启迪,Dorigo等人提出了几类不同的蚂蚁算法模型。其中,对蚂蚁群体总是能找到从食物源到巢穴的最短路径这种情况而抽象建立的算法模型被称为蚂蚁系统。理论和实践都证明,这种算法模型对求解组合优化问题效果良好。下面说明蚂蚁系统的生物原型——真实蚂蚁群体的工作原理。

研究表明,自然界蚂蚁寻找到从巢穴到食物源的最短路径是通过一种正反馈的机制实现的,单个的蚂蚁在自己行走的路径下留下的一种挥发性的分泌物,称之为信息激素。后来的蚂蚁根据前进道路上的信息数量的多少选择前进的方向,在经过一个长的过程后,在较短的路径上蚂蚁留下信息激素的量变得较大,而蚂蚁越来越多地集中在信息激素量较大的路径上,从而找到了一条最短的路径。

蚂蚁行为的实质是简单个体的自组织行为体现出来的群体行为,每个蚂蚁行为对环境产生影响,环境的改变进而对蚁群行为产生控制压力,影响其他蚂蚁的行为。通过这种机制,简单的蚂蚁个体可以相互影响、相互协作,完成一些复杂的任务。

自组织使得蚂蚁群体的行为趋向结构化,其原因就是在于包含了一个反馈的过程,这也是蚂蚁算法的最重要的特征。正反馈是系统演化发展的原因,这个过程利用了全局信息作为反馈,通过对系统演化过程中较优解的自增强作用,使得问题的解向着全局最优的方向不断进化,最终能有效地获得相对较优的解。

2.2 蚁群算法模型及其实现

Dorigo等人提出的蚂蚁群体优化的元启发式规则较好地描述了蚁群算法的实现过程,其过程可以表述如下:

当没有达到结束条件时,执行以下活动:①蚂蚁

的行为,即是蚂蚁在一定的限制条件下寻找一条路径;②轨迹(即信息激素)浓度的挥发;③后台程序,主要是完成单个蚂蚁无法完成的任务,比如说根据全局信息对信息激素浓度进行更新。

如达到条件,结束。

由于最初的蚁群算法思想起源于离散的网络路径问题,下面以一维搜索为例,引申到 n 维空间的函数求解。

在函数优化问题中,假定优化函数为

$$\min Z = f(x) \quad x \in [a, b]$$

转移概率准则:设 m 个人工蚂蚁,刚开始时位于区间 $[a, b]$ 的 m 等分处,蚂蚁的转移概率定义为:

$$p_{ij} = \frac{\tau_j^\alpha \eta_{ij}^\beta}{\sum_{j=1}^m \tau_j^\alpha \eta_{ij}^\beta} \quad (1)$$

其中, p_{ij} 表示蚂蚁从位置 i 转移到位置 j 的概率; τ_j 成为蚂蚁 j 的邻域吸引强度; η_{ij} 定义为 $f_i(x) - f_j(x)$, 即目标函数差异值;参数 $\alpha, \beta \in [1, 5]$, 该范围的取值是一个经验值,目前尚无理论上的依据。

强度更新方程:

$$\tau_j^{t+1} = \rho \tau_j^t + \sum_k \Delta \tau_j \quad (2)$$

$$\Delta \tau_j = Q/L_j \quad (3)$$

式中: $\Delta \tau_j$ 反映第 j 只蚂蚁在本次循环中吸引强度的增加; Q 为正常数,其范围 $0 < Q < 10000$; L_j 表示本次循环中 $f(x)$ 的增量,定义为 $f(x+r) - f(x)$; $0 \leq \rho \leq 1$, 体现强度的持久性; t 表示本次循环的时刻, $t+1$ 为下一时刻。

于是,函数 $f(x)$ 的寻优就借助 m 个蚂蚁的不断移动来进行:当 $\eta_{ij} \geq 0$ 时,蚂蚁 i 按概率 p_{ij} 从其邻域 i 移至蚂蚁 j 的邻域;当 $\eta_{ij} \leq 0$ 时,蚂蚁 i 做邻域搜索(搜索半径或步长为 r),即每个蚂蚁要么转移至其他蚂蚁处,要么进行邻域搜索。

由此可见,当蚂蚁的数量足够多、搜索半径足够小,这种寻优方式相当于一群蚂蚁对定义区间 $[a, b]$ 做穷尽的搜索,逐渐收敛到问题的全局最优解。

上述函数优化过程不受优化函数是否连续、是否可微等限制,较之经典搜索方法具有明显的优越性和稳定性。

函数优化问题的蚁群算法步骤^[7]:

(1) count $\leftarrow 0$ (count 是迭代步数或搜索次数);
各 τ_j 和 $\Delta \tau_j$ 初始化;

(2) 将 m 个蚂蚁置于各自的初始邻域;每个蚂蚁按概率 p_{ij} 移动或做邻域搜索;

- (3) 计算各个蚂蚁的目标函数 $Z_k (k = 1, 2, \dots, m)$, 记录当前的最好解;
- (4) 按强度更新方程修正轨迹强度;
- (5) $\Delta\tau_j$ 修正, $\text{count} \leftarrow \text{count} + 1$;
- (6) 若 count 小于预定的迭代次数, 则转到(2);
- (7) 输出目前的最好解。

在具体的算法过程中, 邻域设定可根据具体优化问题来定, 比如一维问题就是直线搜索, 二维问题可定义为圆等。搜索半径的大小和所要得到的最优解的精度有关, 若问题的局部最优点密集、全局最优解不易得到时, 则必须设置较小的 r 。蚂蚁个数 m 则主要和搜索空间(定义域)有关, 搜索空间越大, 所需要的蚂蚁个数越多。

3 改进型蚁群算法

蚁群算法有其优点, 但在实验中还是发现, 在计算过程中会陷入局部最小, 使得蚂蚁完成的路径不再向最优解方向进化, 从而使得整个系统呈现出早熟现象。

本文的改进型蚁群算法主要思想是将遗传算法^[8]和蚁群算法这两种起源于生物仿生学的优化算法结合起来, 对采用蚁群算法得到的陷入局部的解进行遗传变异, 使之跳出局部范围。

如对优化问题:

$$\begin{aligned} \min Z &= f(x) \\ x &\in [a, b] \end{aligned}$$

采用蚁群算法得到一组局部极小值 x_k , 将该值化成二进制值后, 采用遗传算法将该值进行变异, 变异成 x_p , 变异过程如下:

将 x_k 化为二进制表达式 $x_k = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_n]$, 其中 $x_i (i = 1, 2, 3, \dots, n)$ 为 x_k 二进制表达式中的第 i 位。遗传变异就是以很小的概率随机地改变 x_k 二进制表达式中的某些位, 使得相应的位从 1 变为 0 或从 0 变为 1, 因而 x_k 的值在其整个取值域内发生改变。在遗传变异过程中, 舍去比 x_k 劣的解, 保存比 x_k 优的解。程序完成设定的遗传变异次数后, 就能有效地搜寻到较 x_k 优化的解 x_p , 再采用蚁群算法在 x_p 的邻域内进行寻优。

经此变异后, 可以跳出局部极小的区域, 使得解的质量得到提高。

图 1 示出了这种变异的过程, 通过变异, 局部极小值 x_k 转化为 x_p , 从而跳出了局部区域, 可以继续向最优解逼近, 从而提高了解的质量。

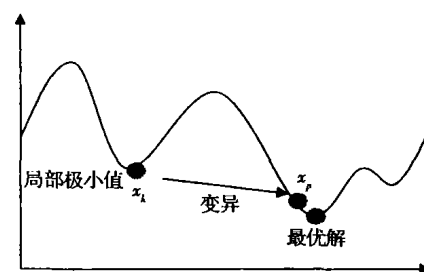


图 1 局部极小值的变异

Fig.1 Variation of local minimum values

4 原料矿粉混匀的数学模型

钢铁厂的原料矿粉混匀是指将来自不同国家和地区的单品种铁矿粉, 按照炼铁生产工艺的要求进行配比, 使配比后的混匀矿粉中全铁(TFe)含量和二氧化硅含量达到炼铁工艺的指标要求, 从而使炼铁厂的炼铁质量得到保证。

在原料矿粉的混匀过程中, 一般是在几十种单品种矿粉中, 按照炼铁工艺的实际指标要求来进行配比。以往这项工作主要是通过工厂的调度人员按照经验, 选定某些种单品种原料铁矿粉, 再由技术人员运用传统的数学方法或估算来进行计算, 一般都要通过反复计算, 最后求得各种单品种铁矿粉的大致数量。由于大多数情况是采用估计, 因此技术人员的经验成分较大, 精确度比较低, 不便于质量部门控制炼铁质量。如果涉及的铁矿粉品种较多时, 计算量大、复杂、耗时, 且难以做到各种铁矿粉的精确配比和经济利用。

原料矿粉混匀, 一般是在几十种单品种铁矿粉中, 按照料场的现有库存量、各种单品种铁矿粉的全铁含量和 SiO_2 含量进行综合选择。根据实际生产要求, 每一种铁矿粉不能够少于一个混匀建堆量的 3%, 每一个建堆量为 18 万 t, 要求混匀后的混匀矿全铁含量标准为 61.77%、 SiO_2 含量标准 4.89%。

本文针对武钢工业港铁矿粉混匀的实际情况, 建立了铁矿粉混匀的数学模型。该数学模型为多变量、非线性二次型的规划模型, 其变量数依选定的铁矿粉种类多少确定, 这里主要根据武钢的实际建堆情况选用 6 种铁矿粉, 以炼铁工艺要求的全铁和二氧化硅精度为目标函数^[9], 从而建立如下原料矿粉混匀数学模型:

$$\begin{aligned} \text{Min } F &= \left(\sum_{i=1}^n x_i a_i f_{i\text{TFe}} - Qq \right)^2 + \\ &\left(\sum_{i=1}^n x_i a_i f_{i\text{SiO}_2} - Qp \right)^2, \quad i = 1, 2, \dots, 6 \end{aligned} \quad (4)$$

$$\text{S.t.} \quad \sum_{i=1}^n x_i a_i = Q, \quad z_i \geq a_i \geq 0.03Q$$

$x_i = \{1, 0\}$ 如选中第 i 种铁矿粉, 则 $x_i = 1$; 反之, $x_i = 0$ 。

式(4)中: i 为单品种铁矿粉的种类数; a_i 为第 i 种单品种铁矿粉的需求量, t; $f_{i\text{TFe}}$ 、 $f_{i\text{SiO}_2}$ 分别为第 i 种单品种铁矿粉的全铁含量和 SiO_2 含量, %; Q 为每次建堆混匀矿的建堆量, t; q 、 p 分别为工艺要求的混匀矿的全铁含量和 SiO_2 含量, %; z_i 为第 i 种铁矿粉的现有存量, t。

约束条件中, 对 TFe 和 SiO_2 含量、建堆量、现有存量等进行了约束。另外, 每种单品种铁矿粉不少于总建堆量的 3%。由于目标函数 F 是以保证混匀矿的 TFe 含量和 SiO_2 含量的精度最高为目标, 故当实际配比值之差的平方和为最小时, 实际配比值与理论配比值之差为最小, 从而保证了 TFe 和 SiO_2 含量的精度最高。

表 1 为武钢原料铁矿粉中常用的 12 种铁矿粉的 TFe 和 SiO_2 百分比含量。每一次混匀过程中, 根据生产的需要和到达品种的实际情况、库存情况, 从中选出 6 种单品种铁矿粉进行混匀, 通过优化仿真求解, 得出满足生产需要的优化配料方案。

表 1 单品种铁矿粉的主要成分

Table 1 Major ingredients of single-ore ironstone powder

铁矿粉品种	TFe/%	SiO ₂ /%	铁矿粉品种	TFe/%	SiO ₂ /%
澳大利亚粉	63.12	3.76	高高铁	65.33	1.54
巴西粉	65.34	3.78	南非粉	64.96	4.02
高铁粉	58.28	5.98	印度粉	65.92	2.39
加工粉	60.03	8.39	综合粉	49.95	12.47
弱磁粉	64.41	3.35	委内瑞拉粉	65.77	1.17
强磁粉	39.64	13.88	端部料	62.70	4.58

5 仿真计算

根据生产实际情况, 取两组单品种铁矿粉进行仿真计算。

第 1 组: 澳大利亚粉、南非粉、弱磁粉、强磁粉、印度粉、加工粉;

第 2 组: 澳大利亚粉、巴西粉、综合粉、委内瑞拉粉、高高铁、端部料。

如选其它品种, 可根据实际单品种铁矿粉的到达情况、库存情况等来决定, 仿真计算过程与上述两组相同。

采用 MATLAB 语言、改进型蚁群算法编制仿真计算程序, 仿真程序在 CPU1133MHz、RAM256MB 的 PC 机上运行, 仿真计算结果如表 2

所示。

表 2 单品种铁矿粉需求量仿真优化结果

Table 2 Simulation result of single-ore

ironstone powder demand

第 1 组品种	需求量/万 t	第 2 组品种	需求量/万 t
澳大利亚粉	3.3099	澳大利亚粉	2.9599
南非粉	3.3890	巴西粉	2.9601
弱磁粉	3.4002	综合粉	3.3440
强磁粉	1.4999	委内瑞拉粉	2.8599
印度粉	3.5370	高高铁	2.9000
加工粉	2.8640	端部料	2.9761

两组的目标函数分别是: 第 1 组 $F = 5.9234 \times 10^{-8}$; 第 2 组 $F = 4.8727 \times 10^{-8}$, 实现了原料铁矿粉的高精度混匀。而采用基本型蚁群算法得出的仿真结果是: 第 1 组 $F = 8.9495 \times 10^{-7}$; 第 2 组 $F = 9.8265 \times 10^{-7}$ 。

6 结 语

本文分别采用蚁群算法及其改进型算法对原料矿粉混匀优化进行了仿真计算, 从计算结果来看, 改进型算法比基本型算法的寻优能力要强, 而且计算结果可以直接用于生产实际, 为原料矿粉混匀优化提供了定量依据。

优化计算在冶金行业有着广泛的应用, 比如合金钢配比、轧辊钢材料配比、高炉原料配比、耐火材料成分的选取等^[10]。作为智能化算法的蚁群算法能够在该领域发挥其优越的性能, 特别是对于一些冶金非线性问题, 只要是待优化问题可以用数学模型显式表达, 就可以采用蚁群算法进行优化求解, 不需要导数等过多的数学知识, 特别适合工程技术人员应用。

参考文献:

- [1] 王磊, 潘进, 焦李成. 免疫算法[J]. 电子学报. 2000, 28(7): 74-78.
- [2] 蒋建国, 骆正虎, 张浩, 等. 基于改进型蚁群算法求解旅行 Agent 问题[J]. 模式识别与人工智能, 2003, 16(1): 6-11.
- [3] Dorigo M, Bocabeau E, Theraola G. Ant Algorithms and Stigmergy[J]. Future Generation Computer System, 2000, 16(5): 851-871.
- [4] Maniezzo V, Colomi A. The Ant System Applied to the Quadratic Assignment Problem[J]. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering, 1999, 1(5): 769-778.

(下转第 64 页)

到 500℃ 时,重油流量比率系数由 0.814 变为 0.606,与前者相比较,铜精炼反射炉熔化期重油流量 G_x 减小趋势要平缓一些,但仍然几乎呈线性变化。

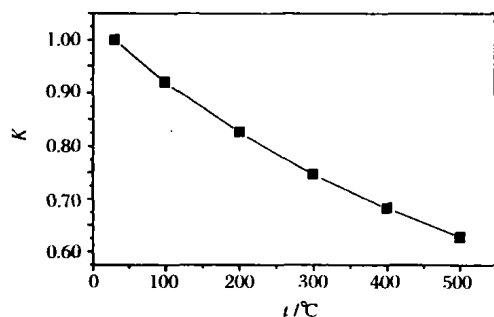


图 2 预热温度与重油流量比率系数的关系

Fig.2 Ratio coefficient of heavy oil flux at different warm-up temperatures

3.2 节能分析

根据某厂 2001 年铜精炼反射炉熔化期重油使用的统计资料可知,该厂铜精炼反射炉熔化期平均重油流量 $G = 750\text{kg/h}$,每天工作时间为 15h,1 年以 330 天计算,下面从助燃空气富氧和助燃空气预热两种情况分析其节能效果。

(1)助燃空气富氧下的节能情况。当助燃空气的富氧率为 3.0% 时,则在 1 年内将分别可以节约重油 308.1t,按重油计划价 1450 元/t 预测,则每台铜精炼反射炉每年可降低成本 44.68 万元。

(2)助燃空气预热下的节能情况。将燃烧风预热到 200℃ 时,则在 1 年内将节约重油 690.525t,按重油计划价 1450 元/t 预测,则在熔化期每台铜精炼反射炉每年可降低成本 100.13 万元。

考虑到富氧气制取的成本较高,且节能效果不如助燃空气预热下显著,且可以采用铜精炼反射炉高温烟气废热预热铜精炼反射炉熔化期助燃空气,只要一次性投入成本即可。因此,经综合考虑,某厂

2001 年在铜精炼反射炉上助燃空气系统进行改造,利用铜精炼反射炉排放的高温烟气的余热来预热助燃空气。改造后的运行结果表明,该厂铜精炼反射炉熔化期平均重油流量 $G = 705.5\text{kg/h}$,1 年内将节约重油约 650t,每台铜精炼反射炉每年实际降低成本 94.25 万元,差不多 1 年就收回改造成本。

4 结 论

(1)当对助燃空气分别采取富氧或预热时,都可以减少铜精炼阳极炉熔化期重油流量,但总的来说,助燃空气预热时比助燃空气富氧时更能节约能源。

(2)采用铜精炼反射炉高温烟气废热预热铜精炼反射炉熔化期助燃空气,使得铜精炼反射炉熔化期节能效果更加明显,经济效益显著增加。

(3)铜精炼反射炉熔化期重油流量减少意味着排烟流量减小,故排烟风机所承受的负荷也将显著减小,可以使用较小功率的排烟风机。此外,铜精炼反射炉熔化期排烟流量的减小,也意味着铜精炼反射炉烟道系统阻力将显著减小,将进一步减轻烟囱负荷。

(4)可进一步采用先进的控制手段^[3],对铜精炼阳极炉熔化期进行优化控制,将进一步降低熔化期重油流量,使铜精炼阳极炉熔化期处于优化状态。

参考文献:

- [1]韩昭沧. 燃料与燃烧(第 2 版)[M]. 北京:冶金工业出版社,1994,29-45.
- [2]有色冶金炉设计手册编委会. 有色冶金炉设计手册[M]. 北京:冶金工业出版社,2000.
- [3]郭加强,梅 炽,时章明,等. 基于泛函分析下铜精炼阳极炉氧化过程重油消耗最优控制[J]. 矿冶,2003,12(4):44-47.

(上接第 78 页)

- [5]Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V, Trubian M. Ant System for Job-Shop Scheduling[J]. Belgian Journal Operations Research Statistic Computation Science, 1994, 34(1): 39-53.
- [6]马良. 来自昆虫世界的寻优策略——蚂蚁算法[J]. 自然杂志, 1999, 21(30): 161-163.
- [7]魏平,熊伟清. 用于一般函数优化的蚁群算法[J]. 宁波大学学报, 2001, 14(4): 52-55.

- [8]刘勇,康立山,陈毓屏. 非数值并行算法——遗传算法[M]. 北京:科学出版社,2000.
- [9]李智,姚驻斌,张望兴,等. 基于神经网络的混匀配料优化方法[J]. 钢铁研究, 2000, 29(2): 10-12.
- [10]刘伟钢,刘越生. 冶金优化配料的计算机应用[M]. 北京:北京科学技术出版社,1993.