

基于 ACO 的瓦楞纸高浓磨浆过程多目标优化

李茜, 余都, 汤伟, 王古月
(陕西科技大学, 西安 710021)

摘要: **目的** 在确保磨浆质量的前提下, 提高磨浆产量、降低磨浆能耗, 进而提高瓦楞纸的产量, 降低生产能耗。**方法** 在分析并建立高浓磨浆过程数学模型的基础上, 针对该数学模型多目标、非线性的特点, 提出一种采用编程简单、鲁棒性强的 ACO (蚁群算法) 对该多目标优化问题进行求解的新方法。**结果** Matlab 仿真结果表明, ACO 在求解高浓磨浆过程多目标优化问题时, 能够快速找到符合生产工艺要求的最优解。**结论** 基于 ACO 的多目标优化不仅提高了瓦楞纸制浆产量, 而且降低了生产能耗。同罚函数相比, 更好地实现了优质、高产、低能耗的生产目标。

关键词: 高浓磨浆; 多目标优化; ACO

中图分类号: TB486⁺.3; TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2017)21-0083-05

Multi-objective Optimization of High Consistency Pulping of Corrugated Paper Based on ACO

LI Qian, SHE Du, TANG Wei, WANG Gu-yue
(Shaanxi University of Science & Technology, Xi'an 710021, China)

ABSTRACT: The work aims to improve the pulping yield and reduce the pulping energy consumption, thus improving the production of corrugated paper and reducing the production energy consumption, under the premises of ensuring the pulping quality. Based on the analysis and establishment of the mathematical model for high consistency pulping process, in view of the multi-objective and nonlinear characteristics of such mathematical model, a new method of solving the multi-objective optimization problem with a simple and robust ACO (ant colony algorithm) was put forward. The results of Matlab simulation showed that ACO could quickly find the optimal solution that met the requirements of the production process when solving the multi-objective optimization problem of high consistency pulping process. The multi-objective optimization based on ACO not only improves the pulping yield of corrugated paper, but also reduces the energy consumption. Compared with the penalty function, the production target of high quality, high yield and low energy consumption is better realized.

KEY WORDS: high consistency pulping; multi-objective optimization; ACO

随着互联网和电商产业的迅速崛起, 网购已成为当前消费的主要渠道, 商品包装不仅在现代运输过程中要保证产品在储存、装卸时不发生损伤, 还要具有可传递信息、方便、美观大方等特点, 这些都对包装纸提出了更高的要求。在包装纸需求日益增大的情况下, 瓦楞纸具有成本低、质量轻、易加工、强度大、印刷适应性优良、储存搬运方便等优点^[1-2], 且 80% 以上的瓦楞纸均可回收再生, 因而被广泛用于商品的

包装中。面对庞大的市场需求, 且为了顺应低碳经济的发展模式, 在确保瓦楞纸质量的前提下, 如何提高瓦楞纸产量和降低生产能耗已成为当前迫切需要解决的一个多目标优化问题。

打浆对于造纸十分重要, 因此对于高浓磨浆过程的研究是很有必要的。影响瓦楞纸纸张性能的根本因素在于纤维的特性, 磨浆过程正是通过机械作用对纤维进行处理。磨浆产量直接决定了后续瓦楞纸的产

收稿日期: 2017-05-03

基金项目: 陕西省重点科技创新团队计划 (2014KCT-15)

作者简介: 李茜 (1957—), 女, 陕西科技大学教授, 主要研究方向为工业自动化与智能控制。

量,因此上述多目标问题体现在高浓磨浆过程中为保证磨浆质量、提高磨浆产量和降低磨浆能耗。目前解决该问题的经典方法包括罚函数法和信赖域法等,这些方法普遍存在以下缺点:收敛速度缓慢、计算量十分庞大以及参数敏感性微弱^[3]。近年来,随着仿生智能优化方法在各应用领域的成功应用,用其求解复杂的多目标优化问题已成为研究热点。20世纪90年代初提出的ACO(蚁群算法)是一种种群启发式算法,采用分布式正反馈并行机制,具有较强的鲁棒性,算法编程简单易实现,已成为求解多目标优化问题的一种有效手段^[4]。这里试图将ACO用于求解高浓磨浆过程的多目标优化问题。

1 高浓磨浆过程模型的建立

文中结合实际的生产项目,根据四川某纸厂的实际要求,以瓦楞纸生产过程中的高浓磨浆工艺为研究对象,高浓磨浆工艺流程见图1。高浓磨浆首先需要用白水将浆板或废纸板进行碎解,然后将其浓度调节到高浓磨浆过程所要求的浓度,稳定浆料压力的同时经过高浓除渣器去除杂质,最后进入高浓磨浆机进行

磨浆。为了实现高浓磨浆过程的优化,首先要根据高浓磨浆机理,在设备负荷和安全生产等条件的约束下,建立优化数学模型,然后求解模型得出待优化的操作变量设定值,最后实现操作变量的闭环优化控制。建立高浓磨浆过程数学模型主要从3个方面完成,即决策变量的选取、目标函数的确定、约束条件的建立。

1.1 决策变量的选取

决策变量的选取既要保证磨浆质量和产量,还要实现降低能耗的目的。经过长期的实验研究发现,高浓磨浆质量可以用打浆度和湿重来表征,而影响这2个指标的主要因素包括磨浆电流、进浆浓度和进浆流量。在实际生产过程中,流量和浓度是稳定的,磨浆产量的指标用绝干浆量表示,而螺旋输送机的转速在某种程度能够反映绝干浆量^[5],高浓磨浆机作为该过程中主要的大功率设备,其电耗成为了高浓磨浆过程的主要能耗,它主要通过磨浆电流来反映。考虑到上述因素,最终选取纸浆浓度 $C(\text{kg}/\text{m}^3)$ 、纸浆流量 $F(\text{m}^3/\text{h})$ 、磨浆电流 $I(\text{A})$ 以及螺旋输送机转速 $\omega(\text{r}/\text{min})$ 作为建立高浓磨浆过程优化模型的决策变量。

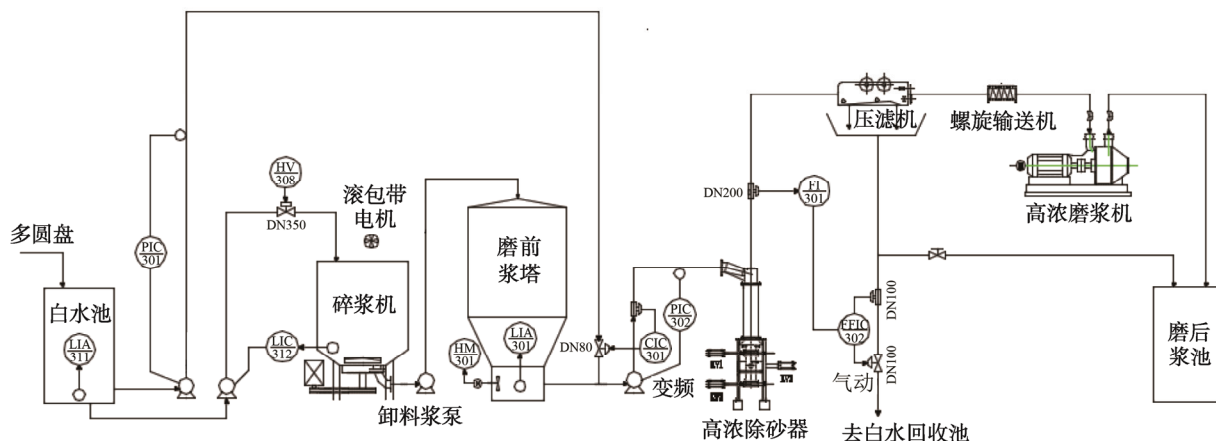


图1 高浓磨浆工艺流程

Fig.1 High consistency pulping process flow

1.2 目标函数的确定

1.2.1 磨浆质量

这里选取打浆度和湿重作为磨浆质量的评价指标。打浆度也称为叩解度,是衡量浆料脱水难易程度的指标,综合反映纤维分丝帚化的程度;湿重是影响瓦楞纸纸张质量的另一个重要因素,间接反映了纸浆中的纤维长度,它关乎着瓦楞纸成纸裂断长度、耐破度等纸张性能指标^[6]。这2个指标关乎着后期商品的包装质量,因此把打浆度和湿重作为评价磨浆质量的指标。打浆度和湿重并不能在同一个条件下同时达到最好,为了保证瓦楞纸成纸的质量,通常选择一组合适的工艺参数,最大程度地使得两者满足质量生产要求。

这里用质量偏差函数作为高浓磨浆质量的目标函数:

$$\min \varepsilon = 0.5(S_R^* - S_R)^2 + 0.5(g^* - g)^2 \quad (1)$$

式中: ε 为质量偏差; S_R^* 和 S_R 分别为打浆度的期望值和预测值; g^* 和 g 分别为湿重的期望值预测值。显然, ε 越小,高浓磨浆质量离期望值越接近。 g 的获取可以通过软测量^[5]方法得到,其数学模型可以表示为 $g=f(I, F, C, g^0)$,其中 g^0 为原湿重, S_R 可以通过软测量^[6-7]方法获得。 S_R 的计算为:

$$S_R = K \frac{W}{F \cdot C} + S_R^0 \quad (2)$$

式中: K 为由各个因素所共同决定的综合相关系数,根据离线测量的值确定 $K=8.4$; W 为磨浆功率; S_R^0 为原打浆度,根据实际现场的离线测量值,取 $S_R^0=50$ 。

1.2.2 磨浆产量

瓦楞纸的产量取决于纸浆的产量, 而磨浆产量的高低主要取决于盘磨螺旋输送机的转速, 磨浆产量目标函数定义为:

$$\max M = \omega m_0 \quad (3)$$

式中: M (kg/min) 为生产产量; ω (r/min) 为高浓磨螺旋输送机转速; m_0 为螺旋输送机 1 转输送的绝干浆量 (kg)。将高浓磨浆产量目标函数最大值转换成目标函数极小值问题:

$$\min M' = \omega_{\max} m_0 - \omega m_0 \quad (4)$$

式中: $\omega_{\max}$ (r/min) 为高浓磨螺旋输送机允许的最高转速; M' (kg/min) 为当前产量和最高产量之间的差值。

1.2.3 能耗

磨浆过程的能耗主要包括电能的消耗, 单位浆料消耗的电费用为:

$$E = \frac{UI \cos \varphi \cdot c}{60 \omega m_0} \quad (5)$$

式中: E 为消耗的电费用; U 为盘磨主电机工作电压; I 为磨浆电流; $\cos \varphi$ 为电机的功率因数; c 为电价。

磨浆过程的能耗目标函数为:

$$\min E = \frac{UI \cos \varphi \cdot c}{60 \omega m_0} \quad (6)$$

1.3 约束条件的建立

高浓磨浆在实际运行过程中受到工艺要求、设备负荷等条件的限制, 这些限制构成了优化问题的约束条件。主要包含磨浆浓度、进浆流量、螺旋输送机的转速及磨浆电流的限制:

$$\begin{cases} C_{\min} \leq C \leq C_{\max} \\ F_{\min} \leq F \leq F_{\max} \\ \omega_{\min} \leq \omega \leq \omega_{\max} \\ I_{\min} \leq I \leq I_{\max} \end{cases} \quad (7)$$

由目标函数和约束条件构建的高浓磨浆优化模型为:

$$\begin{cases} \min \varepsilon = 0.5(S_R^* - S_R)^2 + 0.5(g^* - g)^2 \\ \min M' = \omega_{\max} m_0 - \omega m_0 \\ \min E = \frac{UI \cos \varphi \cdot c}{60 \omega m_0} \end{cases} \quad (8)$$

$$\text{约束条件: } \begin{cases} C_{\min} \leq C \leq C_{\max} \\ F_{\min} \leq F \leq F_{\max} \\ \omega_{\min} \leq \omega \leq \omega_{\max} \\ I_{\min} \leq I \leq I_{\max} \end{cases}.$$

式 (8) 显示该模型是一个多目标函数优化模型, 这里采用加权法将多目标优化问题转换成单目标问

题进行求解:

$$\min Z = \omega_1 \cdot \varepsilon^2 + \omega_2 \cdot M'^2 + \omega_3 \cdot E^2 \quad (9)$$

$$\text{约束条件: } \begin{cases} C_{\min} \leq C \leq C_{\max} \\ F_{\min} \leq F \leq F_{\max} \\ \omega_{\min} \leq \omega \leq \omega_{\max} \\ I_{\min} \leq I \leq I_{\max} \end{cases}.$$

式中: $\omega_1, \omega_2, \omega_3$ 为取值 0~1 之间的权重因子, 且三者之和为 1, 表示 3 个目标的相对重要程度。根据生产厂家要求, 取 $\omega_1=0.55, \omega_2=0.1, \omega_3=0.35$ 。

以四川某造纸厂高浓磨浆工段为背景, 根据工艺和设备相关数据, 得到以下参数: $C_{\min}=17 \text{ kg/m}^3$, $C_{\max}=20 \text{ kg/m}^3$, $F_{\min}=30 \text{ m}^3/\text{h}$, $F_{\max}=46 \text{ m}^3/\text{h}$, $\omega_{\min}=20 \text{ r/min}$, $\omega_{\max}=95 \text{ r/min}$, $I_{\min}=200 \text{ A}$, $I_{\max}=1600 \text{ A}$, $S_R^*=55$, $g^*=12.5$, $m_0=3.0 \text{ kg}$, $c=1.0 \text{ 元/(kW}\cdot\text{h)}$ 。将以上参数代入式 (9) 并进行化简:

$$\begin{cases} \min Z = 0.55\varepsilon^2 + 0.1M'^2 + 0.35E^2 = \\ 0.55 \times (0.5 \times (55 - S_R)^2 + 0.5 \times (12.5 - g)^2)^2 + \\ 0.1 \times (285 - 3\omega)^2 + 0.35 \times (0.05 I / \omega)^2 \end{cases} \quad (10)$$

$$\text{约束条件: } \begin{cases} 17 \leq C \leq 20 \\ 30 \leq F \leq 46 \\ 20 \leq \omega \leq 95 \\ 200 \leq I \leq 1600 \end{cases}.$$

2 基本 ACO 原理

设 N 是城市的节点集合, $N=\{1, 2 \dots n\}$ 。 $A=\{i, j\}$, 表示城市 i 和 j 组成的边, d_{ij} 为城市 i 和 j 之间的距离。TSP 的目标就是寻找一条经过 N 集合中的每一个节点, 且只经过一次的最小成本值闭合路径。在蚁群算法中, m 只人工蚂蚁并行地构建 TSP 路径, 在路径构建的每一步中, 蚂蚁 k 按照一个称之为随机比例规则的概率行为进行选择, 来决定下一步将移向哪一个城市^[8]。位于城市 i 的蚂蚁 k 选择 j 作为下一个访问城市的概率如下所示^[9]:

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{(\tau_{ij})^\alpha \cdot (\eta_{ij})^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} (\tau_{il})^\alpha \cdot (\eta_{il})^\beta} & \text{if } i \in N_i^k \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (11)$$

式中: τ_{ij} 为边 (i, j) 上的信息素; η_{ij} 为从城市 i 转移到城市 j 的启发式信息, 一般取 $\eta_{ij}=1/d_{ij}$; α 和 β 分别为信息素和启发式信息的重要程度; N_i^k 为蚂蚁 k 还没有访问的城市集合。

众蚂蚁完成一次路径探索之后, 每条边上的信息素量要进行一次更新。信息素的更新分为两部分, 第 1 部分是各个边上的信息素首先按式 (12) 进行蒸发:

$$\tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho) \tau_{ij} \quad \forall (i, j) \in A \quad (12)$$

式中: ρ 为信息素蒸发率, $0 \leq \rho \leq 1$, 其作用是避免信息素的无限积累^[10]。

信息素更新的第 2 部分为每只蚂蚁向其经过的边上释放的信息素:

$$\tau_{ij} \leftarrow \tau_{ij} + \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k \quad \forall (i, j) \in A \quad (13)$$

式中: $\Delta \tau_{ij}^k$ 为第 k 只蚂蚁向它经过的边释放的信息素。 $\Delta \tau_{ij}^k$ 定义为^[10]:

$$\Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/C^k & \text{如果边 } (i, j) \text{ 在路径 } T^k \text{ 上} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

式中: Q 为信息素强度; C^k 为第 k 只蚂蚁在本次路径探索中建立的路径 T^k 长度。

3 基于 ACO 的多目标问题求解

实际工程实践中, 多目标优化问题是普遍存在的一类问题, 其数学描述为:

$$\min f(x) = (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x)) \quad (15)$$

约束条件为: $x \in S$ 。式中: $f_i(x)$ ($i=1, 2, \dots, n$) 为目标函数; S 为 D 维可行空间。

多目标优化问题不存在唯一的全局最优解, 过多的非劣解是无法直接应用的, 因此在求解时就要寻找一个最终解^[11]。为了使蚂蚁更好地搜索可行解空间, 用一个外部集合 L 存放 n 次迭代之前发现的解集, 若蚂蚁 k 在第 n 次迭代时产生的解包含在 L 中, 则增加该蚂蚁的信息素, 若蚂蚁 k 在第 n 次迭代时产生的解不包含在 L 中, 相应地减少该蚂蚁的信息素, 当多个蚂蚁同时进入集合 L 时, 此时各蚂蚁的信息素量必须区别开来, 如此, 才会以更高的概率引导其他蚂蚁对蚂蚁 k 的位置邻域进行搜索^[12-13]。蚂蚁 k 所在位置释放的信息素是进入集合 L 的蚂蚁 k 与原集合 L 中解得目标函数值的最小距离的函数。信息素更新定义为:

$$\tau_k \leftarrow \begin{cases} \rho \cdot \tau_k + \Delta \tau_k & \text{if } x \in L \\ \rho \cdot \tau_k & \text{else} \end{cases} \quad (16)$$

式中: $\Delta \tau_k = Q / \min |f_k(x) - f_k(x_v)|$, $x_v \in E$ 。此时, 蚂蚁 k 转移到蚂蚁 j 所在位置的概率为:

$$P_{kj} = \frac{\tau_{kj}^\alpha \cdot \eta_{kj}^\beta}{\sum_{l \in m} \tau_{kl}^\alpha \cdot \eta_{kl}^\beta} \quad (17)$$

式中: $\eta_{kj}^\beta = 1/d_{kj}$, 其中 d_{kj} 为蚂蚁 k 和蚂蚁 j 之间的距离。

综上所述, ACO 求解多目标优化问题的流程见图 2。

4 高浓磨浆过程优化结果

在 Matlab 仿真软件中进行优化, 工艺及设备允许的参数内产生的解均可称为有效解 (非劣解), 但为以上优化结果表明, 罚函数法优化的结果在确保

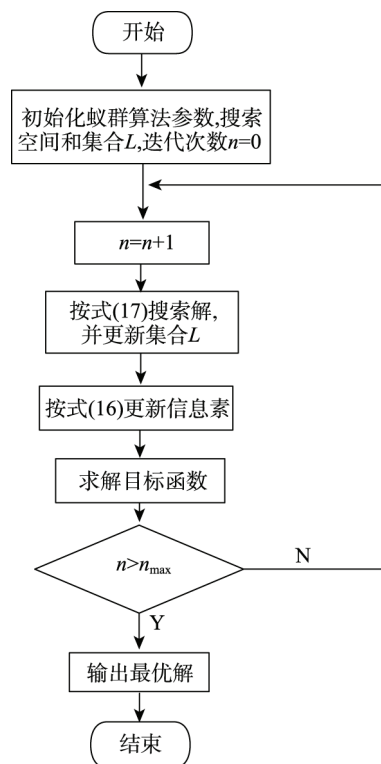


图 2 ACO 求解多目标优化问题流程

Fig.2 Flow chart of ACO for solving multi-objective optimization problems

了实现优质、高产、低能耗的生产目标, 需要找出有效解中的一个最优解。整个优化过程见图 3, 当迭代次数 $n=48$ 时, 目标函数 Z 的值最小。从 ACO 优化过程可以看出, 该算法在保证解多样性的同时, 又能够较快找到符合生产要求的最优解。该过程使得目标函数值达到最小的决策变量就是优化后的最优解。

ACO 优化结果和外罚函数法^[14-15]优化结果见表 1。

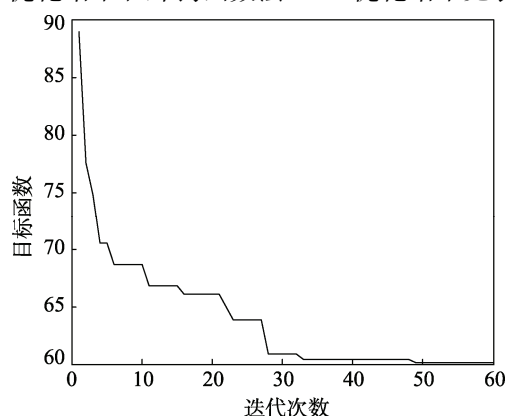


图 3 蚁群算法优化结果

Fig.3 Ant colony algorithm optimization results

磨浆质量的情况下, 磨浆产量有所提高, 但同时磨浆能耗也变大了, 有悖于高产、低能耗的目标。ACO 在优化高浓磨浆模型的过程中, 不仅能较快地找到最优决策变量, 并且在满足纸浆质量指标的同时, 产量大幅度提高, 同时能耗明显降低, 每小时产量提高 0.9 t, 每吨浆的能耗降低 5 元, 按照该厂年产

表 1 高浓磨浆过程优化结果
Tab.1 Optimization results of high consistency pulping process

决策变量	$\omega/(\text{r}\cdot\text{min}^{-1})$	I/A	$C/(\text{kg}\cdot\text{m}^{-3})$	$F/(\text{m}^3\cdot\text{h}^{-1})$	S_{R}	g	产量/ $(\text{t}\cdot\text{h}^{-1})$	能耗/ $(\text{元}\cdot\text{t}^{-1})$
优化前	82	1510	18.2	39.5	56.7	13.0	14.7	920
罚函数优化	85	1569	18.9	35.3	56.8	13.4	15.3	923
ACO 优化	87	1580	19.3	34.4	56.9	13.6	15.6	908

高浓浆 20 万 t 计算，估计节约成本达 100 万元，具有相当可观的经济和社会效益。

5 结语

以瓦楞纸生产中高浓磨浆生产线为研究背景，考虑到生产要求和设备负荷条件的限制，详细分析了高浓磨浆过程的多目标数学模型，结合该模型多目标的特点，利用 ACO 求解该模型，并将该算法优化结果同罚函数法优化结果进行比较。实际生产运行状况结果表明，ACO 优化后的生产高浓磨浆过程参数在满足厂家对纸浆质量的要求下，磨浆产量得到了较大幅度的提高，同时能耗也得到了大幅度降低。相比罚函数法的优化结果，ACO 更好地实现了优质、高产、低能耗的生产目标。该算法也可用于求解瓦楞纸生产过程中其他多目标优化问题，为生产过程提供安全可靠的保证。

参考文献：

[1] 吴萍, 高铭悦. 易碎品容器的瓦楞纸板包装设计研究[J]. 包装工程, 2015, 36(1): 74—79.
WU Ping, GAO Ming-yue. Packaging Design of Corrugated Paperboard for Fragile Container[J]. Packaging Engineering, 2015, 36(1): 74—79.

[2] 李坤全, 文睿. 瓦楞纸板生产线原纸张力自适应模糊 PID 控制[J]. 包装工程, 2017, 38(7): 135—138.
LI Kun-quan, WEN Rui, Adaptive Fuzzy PID Control of Base Paper Tension in Production Line for Corrugated Board[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(7): 135—138.

[3] 白云娇. 带目标罚参数的精确罚函数法[D]. 重庆: 重庆大学, 2014.
BAI Yun-jiao. Exact Penalty Function of Objective Parameter[D]. Chongqing: Chongqing University, 2014.

[4] 朱刚, 马良. 多目标函数优化的元胞蚂蚁算法[J]. 控制与决策, 2007(11): 1317—1320.
ZHU Gang, MA Liang. Cellular Ant Algorithm for Multi-objective Function Optimization[J]. Control and Decision, 2007(11): 1317—1320.

[5] 董继先. 高浓磨浆机建模及 APMP 磨浆过程优化研究[D]. 西安: 陕西科技大学, 2010.
DONG Ji-xian. Research on Modeling for High Consistency Refiner and Optimization for Pulp Refining Process of APMP[D]. Xi'an: Shaanxi University of Science & Technology, 2010.

[6] 侯勇严, 郭文强, 党宏社. 智能优化算法及其在打浆优

化中的应用[J]. 计算机测量与控制, 2008(11): 1603—1605.
HOU Yong-yan, GUO Wen-qiang, DANG Hong-she. Intelligence Optimization Algorithm and Its Application in Beating Optimization[J]. Computer Measurement & Control, 2008(11): 1603—1605.

[7] 汤伟, 邱锦强, 刘庆立, 等. 基于 SVM 的打浆度软测量建模及应用[J]. 中国造纸, 2016(10): 36—40.
TANG Wei, QIU Jin-qiang, LIU Qing-li, et al. Modeling and Application of Beating Degree Measurement Based on Support Vector Machine Soft Sensing Technology[J]. China Pulp & Paper, 2016(10): 36—40.

[8] 陈路远. 基于蚂蚁算法的路径测试数据自动生成方法研究[D]. 天津: 河北工业大学, 2007.
CHEN Lu-yuan. Automatic Test Data Generation for Path Testing Using Ant Algorithms[D]. Tianjin: Hebei University of Technology, 2007.

[9] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
DUAN Hai-bin. Ant Colony Algorithm and Its Application[M]. Beijing: Science Press, 2005.

[10] DORIGO M, STÜTZLE T. Ant Colony Optimization[M]. Cambridge: MIT Press/Bradford Books, 2004.

[11] 肖晓伟, 肖迪, 林锦国, 等. 多目标优化问题的研究概述[J]. 计算机应用研究, 2011(3): 805—808.
XIAO Xiao-wei, XIAO Di, LIN Jin-guo, et al. Overview on Multi-objective Optimization Problem Research[J]. Application Research of Computers, 2011(3): 805—808.

[12] 池元成, 蔡国飙. 基于蚁群算法的多目标优化[J]. 计算机工程, 2009(15): 168—169.
CHI Yuan-cheng, CAI Guo-biao. Multi-objective Optimization Based on Ant Colony Algorithm[J]. Computer Engineering, 2009(15): 168—169.

[13] 江君莉, 潘丰. 改进蚁群算法求解多目标优化问题[J]. 江南大学学报(自然科学版), 2013(4): 394—398.
JIANG Jun-li, PAN Feng. Improved Ant Colony Algorithm for Multi-Objective Optimization Problem[J]. Journal of Jiangnan University (Natural Science Edition), 2013(4): 394—398.

[14] 汤伟, 施颂椒, 赵小梅, 等. 纸浆洗涤过程双目标优化分布式控制系统[J]. 控制理论与应用, 2002(4): 555—560.
TANG Wei, SHI Song-jiao, ZHAO Xiao-mei, et al. Pulp Washing Process DCS Based on Double-Objective Optimization[J]. Control Theory and Applications, 2002(4): 555—560.

[15] 胡一波, 王宇平. 解约束优化问题的一种新的罚函数模型[J]. 计算机科学, 2009(7): 240—243.
HU Yi-bo, WANG Yu-ping. New Penalty Model for Constrained Optimization Problems[J]. Computer Science, 2009(7): 240—243.