

基于改进 SAA 的串联打浆过程优化控制策略

汤伟^{1,2}, 胡祥满¹, 董超³, 刘庆立¹, 余都¹

(1.陕西科技大学, 西安 710021; 2.陕西农产品加工技术研究院, 西安 710021;

3.陕西西微测控工程有限公司, 咸阳 712099)

摘要: **目的** 为了获得打浆过程最优的过程控制变量, 以保证打浆品质优、产量高、成本低的经济性生产。**方法** 选择流量、浓度、盘磨电流为决策变量, 分别以打浆度和湿质量的稳定性、单位时间磨浆绝干量和单位磨浆量的成本作为指标建立多目标优化模型, 提出一种改进的动态自适应模拟退火算法(DASAA), 并基于 Matlab 优化仿真求解。**结果** 案例仿真结果表明, 优化前后实际效果显著, 理论上不仅打浆品质更优, 而且产量提高约 0.73 t/h, 成本下降约 4.25 元/t。**结论** 基于改进优化算法的串联打浆过程优化控制策略, 相对于传统的决策变量经验性设定控制能更好地满足生产要求, 且在一定程度上能实现高品质、高产量、低成本的折中优化。

关键词: 打浆过程; 模拟退火算法; 过程优化; 多目标优化

中图分类号: TB486; TP273 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)09-0158-07

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.09.028

The Optimal Control Strategy of Serial Refining Process Based on Improved SAA

TANG Wei^{1,2}, HU Xiang-man¹, DONG Chao³, LIU Qing-li¹, SHE Du¹

(1.Shaanxi University of Science & Technology, Xi'an 710021, China; 2.Shaanxi Research Institute of Agricultural Products Processing Technology, Xi'an 710021, China; 3.Shaanxi CIWE Process Automation Engineering Co., Ltd., Xianyang 712099, China)

ABSTRACT: The work aims to obtain the optimal process control variables for the pulp refining process to ensure the economical production with superior beating quality, high yield and low cost. With flow, concentration and disc refiner's current as decision variables, the multi-objective optimization model was established by regarding the stability of beating degree and wet weight, the amount of dry weight of beaten pulp in unit time and the refining cost per unit as the modeling indexes, an improved dynamic adaptive simulated annealing algorithm (DASAA) was proposed and the simulation solution was optimized based on Matlab. The case simulation results showed that the actual effects before and after the optimization were significant; in theory, not only the refining quality was better, but the yield was increased by 0.73 t/h and the cost was reduced by about 4.25 yuan/t. Compared with the empirical setting control of traditional decision variable, the optimization control strategy of serial refining process based on the improved optimization algorithm can better meet the production requirements, and to some extent achieve the trade-off optimization between high quality, high yield and low cost.

KEY WORDS: pulp refining process; simulated annealing algorithm; process optimization; multi-objective optimization

在大力倡导节能减排、绿色生态、可持续发展的战略背景下, 企业需实现高品质、低成本、高产低耗的经济性生产, 这对现代工业自动化而言必须将经济

性目标与过程控制紧密相连, 既要在复杂工业现场环境中实现过程变量的稳准快控制, 还期望总体生产经济效益最优, 则需要对生产过程进行优化控制^[1-2]。

收稿日期: 2017-11-30

基金项目: 陕西省科技统筹创新工程计划 (2016KTCQ01-35)

作者简介: 汤伟 (1971—), 男, 博士, 陕西科技大学教授、博导, 主要研究方向为制浆造纸全过程自动化, 工业过程高级控制, 大时滞过程控制及应用, 仿生优化算法及其在过程控制中的应用。

在制浆造纸行业素有“三分造纸，七分打浆”的说法，可见无论是包装用纸、生活用纸还是文化纸生产，打浆过程是制浆过程中极其重要的环节^[3]，其直接影响产品品质，同时也是能耗最大最集中的过程；其次打浆过程存在各种影响因素，且过程变量的控制设定点往往凭操作员工程经验决定，因此要实现经济性生产很有必要结合自动化技术对生产工况进行优化，尤其是近年来因生活水平不断提高，迅速发展起来的生活用纸产业。文中以中高速卫生纸机打浆过程为研究对象，选择关键变量为决策变量，以打浆品质、产量、成本为目标建立优化模型^[4]，提出一种基于改进全局优化算法的打浆过程有约束非线性多目标优化策略，用于对卫生纸制浆工段串联打浆过程的优化控制。

1 串联打浆过程优化模型

1.1 打浆过程

一个典型的中高速卫生纸机打浆过程工艺见图1。叩前浆池出口设浓调回路，经稀释水调节使纸浆浓度控制在打浆工作浓度；再经浆泵稳压送入高浓除渣器再次除杂而有效保护盘磨；最后浆料被送入盘磨进行打浆，通常设有三台盘磨并串联，会根据浆种、生产品种或实际打浆要求选择使用；磨组入口处有冲洗水阀清洗盘磨，出口有流量调节回路，包括一个回流阀和调节阀，回流阀用于开磨时将未满足打浆质量的浆料返回叩前浆池，调节阀用于正常打浆时调节磨组出口流量，并使叩解后的纸浆进入叩后浆池而储存^[5]。

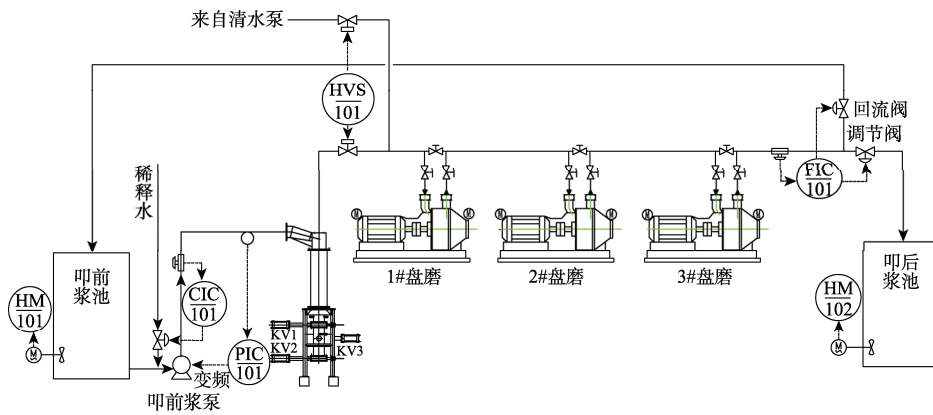


图1 打浆过程工艺

Fig.1 The technology of pulp refining process

1.2 打浆过程优化模型建立

打浆过程优化是为实现叩后浆高品质、高产量、低成本的控制目标，而流量、浓度、盘磨电流无疑是打浆过程最为重要的过程主导变量，且直接影响这3个目标，故选择流量、浓度、盘磨电流作为决策变量建立以打浆品质、产量、成本为目标的过程优化模型。

1) 品质评价模型。打浆品质重要评价指标是打浆度和湿质量，建立打浆品质评价模型即建立各指标与决策变量间的关系模型。董继先^[4]等对单台磨磨浆过程研究表明，打浆度和湿质量分别满足线性关系见式(1)。

$$\begin{cases} S_R = \mu_1 S_E + \mu_2 S_L + \mu_3 \\ m_W = \psi_1 S_E + \psi_2 S_L + \psi_3 \end{cases} \quad (1)$$

式中： S_R 为打浆度(°)， m_W 为湿质量(g)； $\mu_1 \sim \mu_3$ ， $\psi_1 \sim \psi_3$ 均为系数，极易用现场数据通过最小二乘辨识获得； S_E 为比能量(J/kg)， S_L 为比负荷(J/m)，且据SEL^[6]理论 S_E 、 S_L 可由式(2)计算：

$$\begin{cases} S_L = \frac{W_1}{L_s} = \frac{\sqrt{3} \times UI \cos \varphi \eta_1 \eta_2 - W_0 - FC \rho C_p \cdot \Delta T - F \cdot \Delta P}{n Z_i Z_s Y} \\ S_E = \frac{W_1}{m} = \frac{\sqrt{3} \times UI \cos \varphi \eta_1 \eta_2 - W_0 - FC \rho C_p \cdot \Delta T - F \cdot \Delta P}{m} \end{cases} \quad (2)$$

式中： W_1 为有效打浆功率(W)； W_0 为盘磨空载功率(W)； L_s 为叩击速度(m/s)； m 为单位时间磨浆质量(kg)； U 、 I 、 n 、 η_1 、 $\cos \varphi$ 分别为盘磨主电机额定电压(V)、工作电流(A)、转速(r/s)、效率(%)、功率因子； η_2 为盘磨机械效率(%)； ΔT 、 ΔP 为盘磨进出口浆温升(°C)、压差(Pa)； ρ 为浆密度(kg/m³)； C_p 为浆比热(J/kg·°C)； C 为进浆浓度(%)； F 为进浆流量(m³/s)； Z_r 、 Z_s 为盘磨动、定盘刀片数； Y 为平均刀长(m)^[7]。串联打浆过程见图1，若忽略其他次要因素影响，仅从单位时间绝干浆量考虑，则同理易得到式(3)。

$$\begin{cases} S_L = \sum_{i=1}^M \frac{\sqrt{3} \times U_i I_i \cos \varphi_i \eta_{1i} \eta_{2i} - W_{0i} - FC \rho C_p \cdot \Delta T_i - F \cdot \Delta P_i}{n_i Z_{ri} Z_{si} Y} \\ S_E = \sum_{i=1}^M \frac{\sqrt{3} \times U_i I_i \cos \varphi_i \eta_{1i} \eta_{2i} - W_{0i} - FC \rho C_p \cdot \Delta T_i - F \cdot \Delta P_i}{F \times C \times \rho} \end{cases} \quad (3)$$

式中： i 为盘磨号， $M=1, 2, 3$ 为选择使用的盘磨台数，其余符号含义同上。工程实际中每台磨的力学性能参数和工艺条件均一致，故式(3)可简化为式(4)。

$$\begin{cases} S_L = (\sqrt{3} \times U \cos \varphi \eta_1 \eta_2 \cdot \sum_{i=1}^M I_i - MW_0 - MFC \rho C_p \cdot \Delta T - \\ MF \cdot \Delta P) \cdot (nZ_r Z_s Y)^{-1} \\ S_E = (\sqrt{3} \times U \cos \varphi \eta_1 \eta_2 \cdot \sum_{i=1}^M I_i - MW_0 - MFC \rho C_p \cdot \Delta T - \\ MF \cdot \Delta P) \cdot (F \times C \times \rho)^{-1} \end{cases} \quad (4)$$

式中各符号同前。显然式(3)和式(4)中除决策变量 F, C, I 外其余均为可确定过程参数,再同式(1)联立便建立打浆品质指标 S_R, m_W 与决策变量间的关系(或软测量模型),即一组不同决策变量由式(1)得到不同的 S_R, m_W 。然而希望实际的 S_R, m_W 越接近目标打浆度 S_R^* 和目标湿质量 m_W^* 越好,故构造求最小值的偏差函数^[4]作为打浆过程优化的品质评价模型,见式(5)。

$$\min f_{\text{Err}}(F, C, I) = \beta \cdot (S_R - S_R^*)^2 + (1 - \beta) \cdot (m_W - m_W^*)^2 \quad (5)$$

式中: $\beta \in (0, 1)$ 为权重系数,一般取0.5;优化过程即寻找一组使 S_R, m_W 偏差均最小的决策变量。

2) 产量模型。打浆产量文中用单位时间纸浆绝干量来衡量,则定义打浆产量模型见式(6)。

$$\max P_R = F \times C \times \rho \times (1 - k_L)^M \times 3600 \div 1000 = 3.6 \times F \times C \times \rho \times (1 - k_L)^M \quad (6)$$

式中: P_R 为单位时间产量(t/h); k_L 为各盘磨打浆损失率^[8]。生产实际希望产量最高,在优化求解中将其转化为求式(7)的最小值问题。

$$\min f_{P_R}(F, C) = 1/P_R \quad (7)$$

3) 成本模型。打浆过程消耗成本主要是电耗和水耗,以单位绝干浆的打浆电耗和水耗成本为度量,可分别以式(8—9)进行估算:

$$f_E(F, C, I) = \frac{0.001 \times c_E \cdot \sum_{i=1}^M \sqrt{3} U I_i \cos \varphi}{3.6 \times F \times C \times \rho \times (1 - k_L)^M} \quad (8)$$

$$f_W(C) = \frac{3.6 \times F \times (1 - C) \times \rho_W \cdot c_W}{3.6 \times F \times C \times \rho \times (1 - k_L)^M} = \frac{(1 - C) \times \rho_W \cdot c_W}{C \times \rho \times (1 - k_L)^M} \quad (9)$$

式中: c_E 为电单价(元/kW·h); c_W 为水单价(元/t); ρ_W 为水密度(kg/m³); f_W, f_E 为水、电成本(元/t)。总成本为二者之和且期望最低,故构造打浆成本模型,见式(10)。

$$\min f_{\text{Cost}}(F, C, I) = f_E(F, C, I) + f_W(C) \quad (10)$$

在各决策变量的工程约束范围内,打浆过程的全局优化目标函数见式(11)。

$$\begin{cases} \min f_{\text{Err}}(F, C, I) = \beta \cdot (S_R - S_R^*)^2 + (1 - \beta) \cdot (m_W - m_W^*)^2 \\ \min f_{P_R}(F, C) = 1/P_R \\ \min f_{\text{Cost}}(F, C, I) = f_E(F, C, I) + f_W(C) \\ \text{s.t.} \begin{cases} F_{\min} \leq F \leq F_{\max} \\ C_{\min} \leq C \leq C_{\max} \\ I_{i, \min} \leq I_i \leq I_{i, \max} \end{cases} \end{cases} \quad (11)$$

显然这是一个较复杂的多维度、非线性、有约束的多目标优化问题^[9—10],然而实际中对各目标的侧重程度又有所不同,为方便优化过程的合理实现,仅考虑各目标模型的无量纲数值,将各目标平方线性加权,构造非线性有约束单目标模型^[9],见式(12),作为综合评价模型进行最小优化求解。

$$\begin{cases} \min f(F, C, I) = \lambda_1 f_{\text{err}}^2(F, C, I) + \lambda_2 f_{P_R}^2(F, C) + \lambda_3 f_{\text{cost}}^2(F, C, I) \\ \text{s.t.} \begin{cases} F_{\min} \leq F \leq F_{\max} \\ C_{\min} \leq C \leq C_{\max} \\ I_{i, \min} \leq I_i \leq I_{i, \max} \end{cases} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 为权重系数,均属于(0, 1)且满足 $\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 = 1$ 。

2 优化求解算法改进

可知上述优化问题各目标相互制约,常规经典的数值分析方法不易找到满足所有目标的最优解,而模拟退火算法(SAA)是一种邻域随机搜索的启发式全局寻优算法,不依赖初始条件且因概率突跳特性而全局收敛性强^[10],故提出运用SAA并借助计算机程序辅助优化求解。SAA的思想原理、优缺点详见文献[11—12]。SAA的几个主要参数,如初温 T_0 、Markov链长 L 、退温系数 α 等均凭经验设定而在算法进程中静态不变,这会显著影响优化质量。若其不再凭经验而能随算法进程动态自适应变化,则可改善优化效果,因此文中提出一种动态自适应模拟退火算法(DASAA),限于篇幅,该节仅主要简述改进内容。

1) 初温 T_0 评估。理论上 T_0 要求足够大以保证对于解空间所有状态转移使得 $\exp(-\Delta f/T_0) \approx 1$,这对解空间极小的问题还存在可行性,对于一般问题不现实,故通常凭经验设定一个较大固定值 T_0 ,若 T_0 过大则浪费优化时间,若 T_0 偏小则搜索不够而找不到精确解,因此很有必要针对待求解问题去自适应量化 T_0 。若根据接受率定义:接受次数与总转移次数之比,则在某温度 T_k 下可近似为式(13)。

$$R_k = \frac{m_1 + m_2 \cdot \exp\left(\frac{(\Delta f^+)^{m_2}}{T_k}\right)}{m_1 + m_2} \quad (13)$$

则可推出：

$$T_k = -\frac{(\Delta f^+)^{m_2}}{\ln\left(R_k + \frac{m_1}{m_2}(R_k - 1)\right)} \quad (14)$$

式中： m_1 为 $\Delta f \leq 0$ 以概率 1 接受的次数； m_2 为 $\Delta f > 0$ 的次数； Δf^+ 为 m_2 次正增益转移的平均增益^[13-14]。若初始时先做系列尝试，即针对待解问题的邻域结构做若干次转移，得到 m_1, m_2 ，据对 T_0 的要求使初始接受率 $R_0 \rightarrow 1$ ，一般 $R_0 \in [0.85, 0.99]$ ，则式 (15) 可计算 T_0 。

$$T_0 = -\frac{(\Delta f^+)^{m_2}}{\ln\left(R_0 + \frac{m_1}{m_2}(R_0 - 1)\right)} \quad (15)$$

如此做 m 序列尝试，将其收敛值作为 T_0 。

2) 动态自适应 Markov 链长 L_k 。常规下取定长 $L_k = L$ ，这会使算法整体上收敛缓慢，因为算法前期接受率高， L_k 不必较长，但后期逐渐接近最优解搜索需谨慎，则需 L_k 相对较长而保证邻域搜索的充分性，因此当前 L_k 可据算法前 $k-1$ 个链的历史过程信息进行动态调整，提出如式 (16) 的更新规则：

$$L_k = \text{Round}\left(L_f \times \exp\left(-\overline{R_{1 \rightarrow (k-1)}}\right)\right) \quad (16)$$

式中： $\overline{R_{1 \rightarrow (k-1)}}$ 为前 $k-1$ 个链内的平均接受率； L_f 为最终链的链长； $\text{Round}(\cdot)$ 为实数取整^[13]。

3) 自适应退火策略。常规静态系数的退火策略 $T_k = \alpha T_{k-1}$ 使得收敛过程漫长。鉴于随着算法前向方向接受率逐渐降低，可使前期退火速率较快，后期较慢，且不应影响最终收敛性，故可据目标函数的历史稳态分布情况来动态自适应改变退火系数，见式 (17)。

$$T_{k+1} = T_k \times \left(1 - T_k \frac{\Delta(f_{T_k}(x))}{\sigma^2(f_{T_k}(x))}\right) \quad (17)$$

式中： $\Delta(f_{T_k}(x)) = \langle f_{T_k}(x) \rangle - \langle f_{T_{k+1}}(x) \rangle$ 为在 T_k 和 T_{k+1} 平衡时目标函数 $f(x)$ 期望值之差； $\sigma^2(f_{T_k}(x)) = \langle f_{T_k}^2(x) \rangle - \langle f_{T_k}(x) \rangle^2$ 为在 T_k 平衡时目标函数 $f(x)$ 方差^[15]，实际近似处理，见式 (18)。

$$\begin{cases} \langle f_{T_k}(x) \rangle \approx \overline{f_{T_k}(x)} = \frac{1}{L_k} \sum_{i=1}^{L_k} f_{T_k}(x_i) \\ \sigma^2(f_{T_k}(x)) \approx \frac{1}{L_k} \sum_{i=1}^{L_k} (f_{T_k}(x_i) - \overline{f_{T_k}(x)})^2 \end{cases} \quad (18)$$

4) 动态终止准则。一般取终止温度 $T_f \rightarrow 0$ ，当

$T_k \leq T_f$ 算法终止，而通常算法趋于收敛时 T_k 还远离 T_f ，搜索慢且接受率也低，因此末期执行了若干个链长的搜索而并未提高解的质量。

一般优化收敛过程见图 2。沿算法进程以 q 个 Markov 链动态移动，以相继 q 个 Markov 链内最优解的一致性为指标，若连续 q 个链内最优解无变化则认为算法收敛。故收敛性可用动态移动的 q 个链内最优解目标值的标准方差 $\sigma \leq \varepsilon$ ($\varepsilon \rightarrow 0^+$) 衡量：

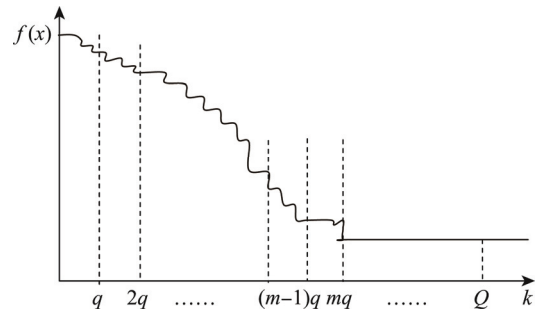


图 2 优化算法收敛过程

Fig.2 The convergence process of optimal algorithm

$$\begin{aligned} \sigma^2 = \frac{1}{q} & \left[\left(f_{(m-1)q} \left(x_{\text{best}}^{(m-1)q} \right) - \overline{f_{[q]}} \left(x_{\text{best}} \right) \right)^2 + \right. \\ & \left(f_{(m-1)q+1} \left(x_{\text{best}}^{(m-1)q+1} \right) - \overline{f_{[q]}} \left(x_{\text{best}} \right) \right)^2 + \\ & \left. \dots + \left(f_{mq} \left(x_{\text{best}}^{mq} \right) - \overline{f_{[q]}} \left(x_{\text{best}} \right) \right)^2 \right] = \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} & \frac{1}{q} \sum_{(m-1)q+1}^{mq} \left(f_i \left(x_{\text{best}}^i \right) - \overline{f_{[q]}} \left(x_{\text{best}} \right) \right)^2 \\ \sigma = \sqrt{\frac{1}{q} \sum_{(m-1)q+1}^{mq} \left(f_i \left(x_{\text{best}}^i \right) - \overline{f_{[q]}} \left(x_{\text{best}} \right) \right)^2} & \leq \varepsilon, \varepsilon \rightarrow 0^+ \end{aligned} \quad (20)$$

以此为终止条件，控制了解的质量也有效减小计算量，设算法第 mq 个链时收敛，若按常规 T_f 结束需 Q 个链，则上述准则可节约无效邻域搜索次数见式 (21)。

$$N = L_{(mq+1)} + L_{(mq+2)} + \dots + L_Q = \sum_{k=mq+1}^Q L_k \quad (21)$$

3 串联打浆过程优化控制策略

3.1 整体优化控制方案

打浆过程整体优化方案与策略见图3，运用改进的DASAA，根据构造的综合评价模型对建立的打浆质量评价模型、成本模型、产量模型进行权衡，在决策变量 F, C, I 的工程实际可行域内寻找其最优组合，而尽可能实现打浆质量最好、产量最高、成本最低。其最优结果旨在服务于打浆过程控制，对于 F, C 等过程变量的PID控制回路，该策略将多目标优化的最优 F, C 作为其控制器的设定点；而给定电流就确定每台

盘磨的功率,故同理将优化结果 I_i 对应转换为每台磨功率控制器的设定值,从而将现场各变量良好地控制在最优设定值。

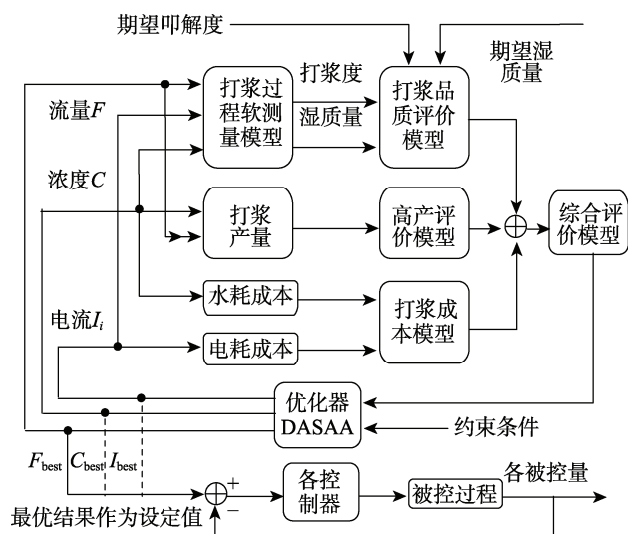


图3 打浆过程多目标优化策略

Fig.3 The multi-objective optimization strategy of pulp refining process

3.2 优化仿真及验证

为验证优化策略在理论上的有效性,以广东某纸厂制浆线B、C浆料的工艺为背景案例,获取生产现场样本数据及各实际工艺参数,其中,B料为3台磨串联打浆,其 $S_R^*=30$, $m_W^*=3.5$;C料为2台磨串联打浆,其 $S_R^*=38$, $m_W^*=3$,2个案例采用的是同一厂家同一型号的盘磨,其机械性能参数配置一致,并均取 $\lambda_1=0.5$, $\lambda_2=0.2$, $\lambda_3=0.3$,分别得到仿真模型见式(22—23)。以Matlab软件为仿真平台,编辑.m优化算法程序进行仿真,各案例用改进的DASAA与基本SAA的优化过程比较见图4,优化前后各过程决策变量及各目标结果见表1。

从图4可以看出算法改进后,在最终解的优越性、收敛的快速性及前期迭代的有效性方面效果非常显著。从表1中可知,两案例进行优化前后打浆过程各项结果差异明显,相对于传统经验性控制,在理论上,不仅优化后的打浆品质得到提高,同时产量也明显提高,吨浆成本显著下降,两案例产量分别提高约0.73, 0.6 t/h,成本分别下降约4.25, 7.44 元/t,这对于目前

$$\left\{ \begin{array}{l} \min f(F, C, I) = 0.5 \times \left(0.5 \times (S_R - 30)^2 + 0.5 \times (W_W - 3.5)^2 \right)^2 + 0.2 \times \left(\frac{1}{3493.0764 \times F \times C} \right)^2 + 0.3 \times \left(\frac{0.31987514 \times \sum_{i=1}^3 I_i}{3493.0764 \times F \times C} + 3.5659113 \times \frac{1-C}{C} \right)^2 \\ \text{s.t.} \left\{ \begin{array}{l} \frac{4}{600} \leq F \leq \frac{25}{600} \text{ m}^3/\text{s} \text{ 即 } 24 \sim 150 \text{ m}^3/\text{h} \\ 3\% \leq C \leq 8\% \\ 40 \text{ A} \leq I_i \leq 625 \text{ A} \end{array} \right. \end{array} \right. \quad (22)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \min f(F, C, I) = 0.5 \times \left(0.5 \times (S_R - 38)^2 + 0.5 \times (W_W - 3)^2 \right)^2 + 0.2 \times \left(\frac{1}{3528.36 \times F \times C} \right)^2 + 0.3 \times \left(\frac{0.31987514 \times \sum_{i=1}^2 I_i}{3528.36 \times F \times C} + 3.530252 \times \frac{1-C}{C} \right)^2 \\ \text{s.t.} \left\{ \begin{array}{l} \frac{4}{600} \leq F \leq \frac{25}{600} \text{ m}^3/\text{s} \text{ 即 } 24 \sim 150 \text{ m}^3/\text{h} \\ 3\% \leq C \leq 8\% \\ 40 \text{ A} \leq I_i \leq 625 \text{ A} \end{array} \right. \end{array} \right. \quad (23)$$

表1 优化仿真结果对比

Tab.1 The comparison of optimization and simulation results

案例	变量	流量 F / ($\text{m}^3 \cdot \text{h}^{-1}$)	浓度 $C/\%$	电流 I_1/A	电流 I_2/A	电流 I_3/A	打浆度 $/(^\circ)$	湿质量 m_W/g	产量 $P_R/(\text{t} \cdot \text{h}^{-1})$	成本 $/(\text{元} \cdot \text{t}^{-1})$
例1 (B)料	经验法	90	5.0	419 (210 kW)	439 (220 kW)	459 (230 kW)	27.5	4.42	4.3663	164.2274
	优化后	101.12	5.2	464.46	502.85	547.19	28.6	3.90	5.1010	159.9822
例2 (C)料	经验法	80	4.8	—	469 (235 kW)	489 (245 kW)	37.2	2.58	3.7598	151.5206
	优化后	88.92	5.0	—	507.24	541.72	37.6	2.79	4.3575	144.0764

普遍年产10万t以上的中高产纸厂，其经济节约是极其可观的，另一方面也验证了文中优化思路及所建多目标优化模型在理论上的合理性。

为检验理论效果，在工程项目实施初期，将文中思想尝试用于该厂其中一条制浆线的串联打浆过程优化控制，并通过DCS在上位机HMI中实现图1所示现场的实时监控。实施优化控制后，从上位机WinCC中调取的流量、浓度及打浆度预测实时归档曲线见图5—7。从图5—7中可以看出，各被控量或指标可以

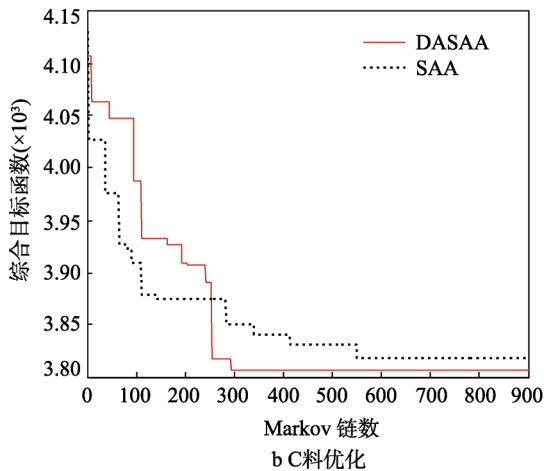
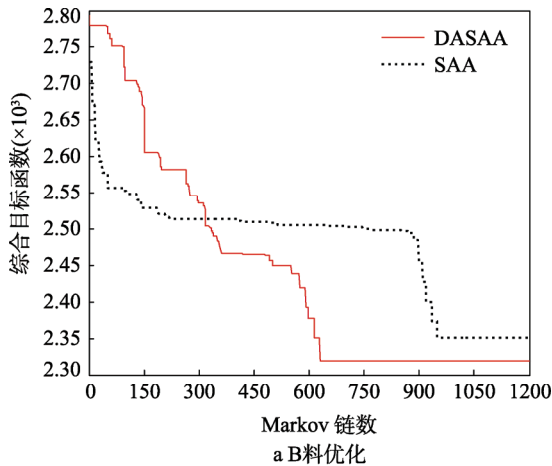


图 4 优化仿真过程
Fig.4 The optimization and simulation process

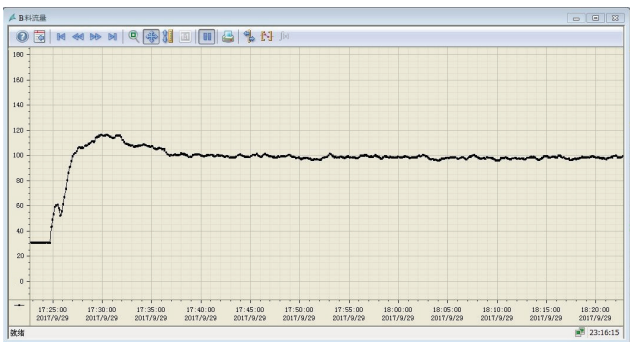


图 5 实际流量归档曲线
Fig.5 The actual archiving curve of pulp flow

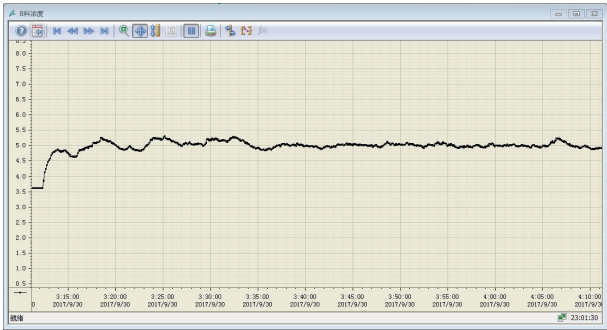


图 6 实际浓度归档曲线
Fig.6 The actual archiving curve of pulp concentration

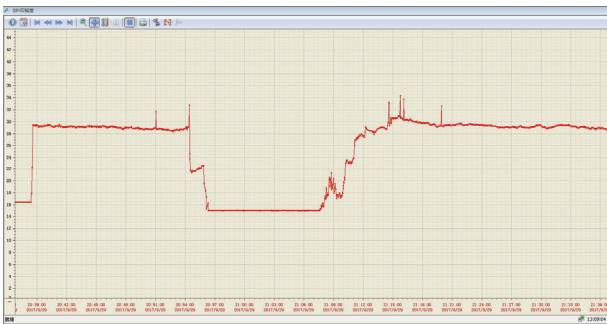


图 7 打浆度预报参考曲线
Fig.7 The predicted reference curve of beating degree

较快、平稳及准确地控制在优化设定点，另外据用户反馈的粗略数据，生产中制浆段 S_R 、 W_W 实际估测误差分别稳定在 $\pm 1^\circ$ 及 ± 0.5 g内，实际产量约提升15.7%，吨浆成本实际下降约2.6%，抄纸段成纸次品率下降约3%，更有效利用了生产资源。结合仿真与实际工况可知，文中优化控制策略基本能实现高品质、高产量、低成本在一定程度上的折中优化。

4 结语

在团队多年从事制浆造纸自动化工程与理论研究成果的基础上，在目前倡导企业经济性生产的需求背景下，探讨并建立中高速卫生纸机串联打浆过程中，力求打浆品质优、产量高、成本低的多目标优化模型，并提出基于改进SAA的多目标优化策略，以期对生产实际的过程优化具有一定的参考及指导意义，但实际应用效果还需工程实践上的进一步转化应用和验证。

参考文献：

- [1] HARINATH E, BIEGLER L T, A.DUMONT G. Control and Optimization Strategies for Thermo-mechanical Pulp- ing Processes: Nonlinear Model Predictive Control[J]. Journal of Process Control, 2011, 21: 519—528.
- [2] HARINATH E, BIEGLER L T, DUMONT G A. Predictive Optimal Control for Thermo-mechanical Pulp-

- ing Processes with Multi-stage Low Consistency Refining[J]. *Journal of Process Control*, 2013, 23: 1001—1011.
- [3] GHAREHKHANI S, SADEGHINEZHAD E, NEWAZ K S, et al. Basic Effects of Pulp Refining on Fiber Properties-A Review[J]. *Carbohydrate Polymers*, 2015, 115: 785—803.
- [4] 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. Modeling and Designing for High Consistency Refining and Optimization for Pulp Refining Process of APMP[D]. Xi'an: Shanxi University of Science and Technology, 2010.
- [5] 邱锦强. 中高速卫生纸机打浆过程控制系统的研究与实现[D]. 西安: 陕西科技大学, 2016.
QIU Jin-qiang. Research and Implementation of Pulp Refining Control System for Medium and High Speed Tissue Paper Machine[D]. Xi'an: Shaanxi University of Science and Technology, 2016.
- [6] OLSON J A, DROZDIK J, MARTINEZ M, et al. Characterizing Fibre Shortening in Low-consistency Refining Using a Comminution Model[J]. *Powder Technology*, 2003, 129: 122—129.
- [7] 汤伟, 罗斌, 周红, 等. 打浆过程控制的新进展[J]. *中国造纸学报*, 2009, 24(1): 122—129.
TANG Wei, LUO Bin, ZHOU Hong, et al. The Progress of Refining Process Control[J]. *Transactions of China Pulp and Paper*, 2009, 24(1): 122—129.
- [8] RUNKLER T A, GERSTORFER E, SCHLANG M, et al. Modeling and Optimization of a Refining Process for Fibre Board Production[J]. *Control Engineering Practice*, 2003, 11: 1229—1241.
- [9] CUI Yun-fei, GENG Zhi-qiang, ZHU Qun-xiong, et al. Review: Multi-objective Optimization Methods and Application in Energy Saving[J]. *Energy*, 2017, 125: 681—704.
- [10] 李金忠, 夏洁武, 曾小芸, 等. 多目标模拟退火算法及其应用研究进展[J]. *计算机工程与科学*, 2013, 35(8): 77—88.
LI Jin-zhong, XIA Jie-wu, ZENG Xiao-hui, et al. Survey of Multi-objective Simulated Annealing Algorithm and Its Application[J]. *Computer Engineering & Science*, 2013, 35(8): 77—88.
- [11] LAARHOVEN P J M V, AARTS E H L. *Simulated Annealing: Theory and Applications*[M]. Dordrecht, Holland: D.Reidel Publishing Company, 1987.
- [12] 汤伟, 胡祥满, 孙小乐. 基于模拟退火粒子群混合算法的纸浆浓度控制系统[J]. *包装工程*, 2017, 38(7): 15—20.
TANG Wei, HU Xiang-man, SUN Xiao-le. The Control System of Pulp Concentration Based on the Hybrid Algorithm of Simulated Annealed Particle Swarm Optimization[J]. *Packaging Engineering*, 2017, 38(7): 15—20.
- [13] MAHMOODPOUR S, MASIHI M. An Improved Simulated Annealing Algorithm in Fracture Network Modeling[J]. *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 2016, 33: 538—550.
- [14] DUDEK G. Adaptive Simulated Annealing Schedule to the Unit Commitment Problem[J]. *Electric Power Systems Research*, 2010, 80: 465—472.
- [15] TRIKI E, COLLETTE Y, SIARRY P A. Theoretical Study on the Behavior of Simulated Annealing Leading to a New Cooling Schedule[J]. *European Journal of Operational Research*, 2005, 166: 77—92.