

机械蒸汽再压缩蒸发结晶系统自适应逐时优化研究

姜华¹, 秦华¹, 宫武旗²

(1. 西安科技大学能源学院, 710054, 西安; 2. 西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安)

摘要: 为实现工业废水处理过程中进料流量和进料浓度波动状态下的机械蒸汽再压缩系统逐时优化,建立了基于自适应 SPEA2 算法的逐时优化模型。采用 SPEA2 算法并结合自适应交叉概率、变异概率以及组合权重法的多目标逐时优化,以系统总功耗和总换热面积为优化目标,得到蒸发温度、压缩温升的最优组合。在原始研究的基础上,改进了 SPEA2 算法,并且将原始数据与优化结果进行对比,自适应 SPEA2 算法具有更强的全局寻优能力,优化结果具有更高准确性。利用最小二乘法对优化结果进行数据拟合,优化结果与恒定蒸发工况下结果相比:系统总功耗平均降低 123.7 kW,换热面积平均减少 36.3 m²;性能系数和炯效率分别平均提高 8.8% 和 26.6%,炯损失平均降低 102.3 kW。研究结果表明,所建立的系统逐时优化模型可以得到系统进料波动状态下各设备参数逐时变化值,提高了目标系统的能量利用率和热力学完善度。

关键词: 机械蒸汽再压缩;逐时优化;自适应 SPEA2 算法;废水;性能分析

中图分类号: X703;TQ051.62 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202403005 **文章编号:** 0253-987X(2024)03-0049-09

A Study on Adaptive Hourly Optimization for the Mechanical Vapor Recompression Evaporative Crystallization System

JIANG Hua¹, QIN Hua¹, GONG Wuqi²

(1. School of Energy, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China;

2. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To achieve the hourly optimization of the mechanical vapor recompression (MVR) system under the condition of fluctuating feed flow and concentration in industrial wastewater treatment processes, an hourly optimization model based on the adaptive SPEA2 algorithm is proposed in this study. The SPEA2 algorithm is employed along with adaptive crossover probability, mutation probability, and a combination weighting method for multi-objective hourly optimization. The total power consumption and total heat transfer area of the system are considered as optimization objectives to obtain the optimal combination of evaporation temperature and compression temperature rise. Building on the original research, the SPEA2 algorithm is improved, and the original data is compared with the optimization results. It is concluded that the adaptive SPEA2 algorithm exhibits stronger global optimization ability, leading to more accurate optimization results. The least squares method is used to fit the optimization results. When compared with the results under constant evaporation conditions, the optimization results show

the following improvements on average: the total power consumption decreases by 123.7 kW, the heat transfer area decreases by 36.3 m², the coefficient of performance (COP) and energy efficiency increase by 8.8% and 26.6%, and the energy loss decreases by 102.3 kW. These results indicate that the hourly optimization model established for the system can obtain the hourly variations of equipment parameters under fluctuating feed conditions. This improves the system's energy utilization efficiency and thermodynamic performance.

Keywords: mechanical vapor recompression; hourly optimization; adaptive genetic algorithm; wastewater; performance analysis

据权威统计,我国工业废水处理市场规模庞大^[1]。工业废水成分复杂,可利用程度高,直接排放可能造成环境污染和经济损失,这些问题促使含盐废水处理技术快速发展。传统多效蒸发技术设备庞大,末效二次蒸汽中的大量潜热难以利用,导致大量热能浪费^[2]。

机械蒸汽再压缩技术(MVR)利用二次蒸汽潜热,消耗少量电能进行机械压缩,提高二次蒸汽温度和压力作为热源蒸汽循环使用^[3]。MVR技术广泛应用于海水淡化^[4]、工业废水处理^[5-10]、化学工业^[11-16]等领域。其中,Jiang等^[17]研究了蒸发温度、压缩温升等因素对所提出的MVR蒸发结晶系统性能的影响,结果表明,可以通过权衡输入功率和换热面积来确定蒸发温度和压缩温升的最佳值。Schwaer等^[18]构建了系统模块化独立子系统的动态模型,解决了物料传送和管道蒸发过程中时变传输延迟问题。田雨等^[19]设计出一套可编程控制器与组态软件相结合的MVR自动控制系统,模型加入比例积分微分(PID)算法来提高系统响应的实时性及稳定性。苗坤宏等^[20]建立中药生产过程溶媒回收工艺动态控制方法,考察了系统受扰动条件下运行状态的变化过程,发现所建立的控制结构具有较强的普适性。但是,MVR系统运行工况复杂,针对系统进料流量、进料浓度波动状态下系统设备参数逐时优化却鲜有报道。

标准的遗传算法(standard GA,以下简称SGA)^[21-23]常被应用于解决MVR系统多变量和多目标优化问题。大量的研究表明,SGA求解过程主要受到种群规模、迭代次数、交叉概率、变异概率的影响^[24-25]。其中,交叉概率、变异概率对遗传算法的求解起到举足轻重的作用,交叉概率过大会破坏遗传过程中优秀个体的染色体结构;交叉概率过小会导致遗传算法整体求解精度与收敛速度的下降。变异概率过大会使遗传算法变为一个单纯的随机搜索优化算法,失去了遗传算法的特性;变异概率过小会让遗传算法陷入局部最优解,达不到全局优化的

目的^[26-28]。Srinivas首先提出自适应遗传算法(adaptive GA,以下简称AGA),其核心是通过计算个体在种群中的平均适应度和最大适应度,从而自适应调整遗传算法中的交叉概率和变异概率^[29]。任子武等^[30]在该算法的基础上做了进一步改进,改进之后的自适应遗传算法(improved adaptive GA,以下简称IAGA)使具有较大适应度的种群中优良个体可在整个迭代过程中保持进化的状态,对于遗传算法求解具有更高的准确性,避免算法陷入局部最优解。IAGA和AGA与SGA相比,适用范围广,通用性强,可以极大地提高SGA的自适应能力。

本文在研究MVR系统稳态运行的基础上^[7-10,17],提出在系统进料波动状态下将离散参数连续化,使用自适应SPEA2算法进行多目标逐时优化。以系统总功耗、总换热面积为优化目标,以蒸发温度、压缩温升为优化变量,在实际案例中验证了自适应SPAE2算法的可行性,使用工程模糊集理论,从Pareto最优解集中确定最优组合参数。

1 系统工艺原理

MVR系统流程如图1所示,并联两个蒸发器实现双效蒸发。蒸发器产生的高温冷凝水与物料在板式换热器中换热,待物料达到指定蒸发温度之后进入降膜蒸发器中。原料液达到饱和后进入强制循环蒸发器中进一步蒸发浓缩结晶,其中未完全结晶产生的晶浆经过结晶分离器使晶体与晶浆分离,晶体进入储存罐,循环泵将晶浆再一次打进强制循环蒸发器重新循环。

该系统二次蒸汽由两个蒸发器蒸发换热产生,二次蒸汽进入压缩机之前通过气液分离器除去气体中液滴。经过压缩机作用后的二次蒸汽为具有高温高压的过热蒸汽,在压缩机出口处经过冷凝水箱处理至饱和状态,然后作为加热蒸汽进入蒸发器中。加热蒸汽释放潜热,形成进入板式换热器的高温冷凝水。随后,高温冷凝水通过释放显热转化为低温

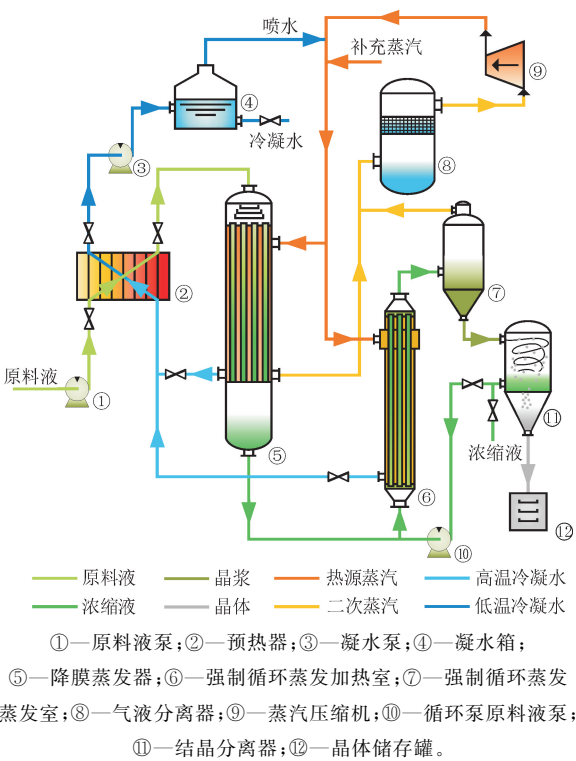


图 1 MVR 机械蒸汽再压缩系统图

Fig. 1 Mechanical vapor recompression technology system

冷凝水,最终储存在冷凝水箱中。

2 自适应 SPEA2 算法

强度 Pareto 进化算法 2(以下简称 SPEA2)主要包括搜索 Pareto 最优解集和确定最优解两部分。

2.1 搜索 Pareto 最优解集

SPEA2 算法是一种具有代表性的多目标进化算法^[7-10,17],其运算速度在适应度分配策略、密度估计和存档截断方面均有所提高。但是,SPEA2 算法中设置固定不变的交叉概率和变异概率,这就要求算法需要经过反复实验才能对特定问题找到相应的概率。因此,本文结合文献[29-32]中提出的 AGA 和 IAGA 算法,比较种群中个体的适应度与当代种群中的平均适应度,将当代种群中个体的最大适应度与平均适应度结合,计算该个体的交叉概率和变异概率。在 SPAE2 算法进化中保留优秀个体,增强了适应度较小个体的变异能力,使 SPAE2 算法跳出局部最优解。本文自适应 SPAE2 算法的实现过程如图 2 所示。

自适应交叉概率 P_c 、自适应变异概率 P_m 表示如下

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}}, & f' \geq f_{avg} \\ P_{c1}, & f' < f_{avg} \end{cases} \quad (1)$$

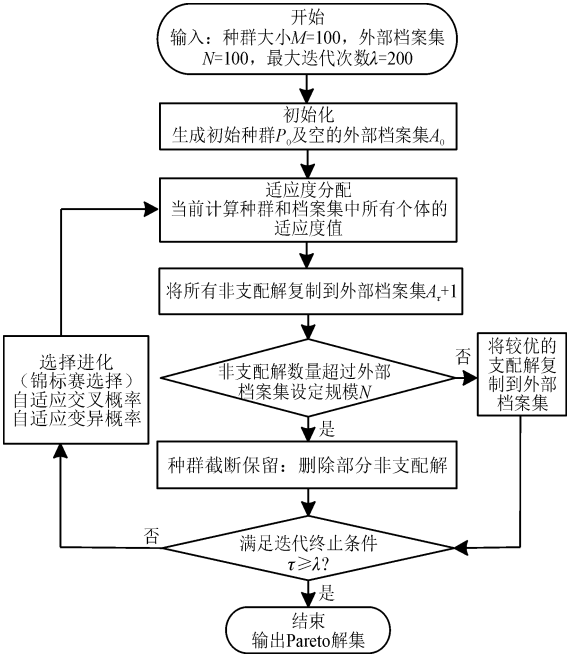


图 2 自适应 SPAE2 算法流程

Fig. 2 Adaptive SPAE2 algorithm process

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f' - f_{avg})}{f_{max} - f_{avg}}, & f' \geq f_{avg} \\ P_{m1}, & f' < f_{avg} \end{cases} \quad (2)$$

式中: f_{max} 为种群中个体最大适应度; f_{avg} 为种群中个体平均适应度; f' 为种群中要交叉的两个个体中的较大适应度; 个体交叉概率 $P_{c1} = 0.9$ 、 $P_{c2} = 0.6$; 个体变异概率 $P_{m1} = 0.1$ 、 $P_{m2} = 0.01$ ^[32]。该算法分别使种群中最大适应度的个体交叉概率和变异概率提高到 P_{c2} 和 P_{m2} , 使优秀个体的进化不处于停滞的状态,从而使算法具有全局寻优的能力。

自适应 SPAE2 算法对种群中个体最大适应度、平均适应度计算时,面临多维向量难以直接比较的问题。本文规定对适应度组合赋值权重进行计算,目前赋值权重方法主要有主观性较强的层次分析法,还有更加客观的熵权法、CRITIC 法。本文选择组合赋权法,计算种群中个体最大适应度、平均适应度。

首先对种群中的个体数据样本进行正向化和标准化处理。本文有 100 个待评对象、两个评价指标,构成数据矩阵 $\mathbf{X} = (x_{ij})_{m \times n}$,经过正向化和标准化处理过后的元素为 x'_{ij} ,若 x_j 为负向指标(越小越优型指标),则

$$X'_{ij} = \frac{\max(x_j) - x_{ij}}{\max(x_j) - \min(x_j)} \quad (3)$$

若 x_j 为正向指标(越大越优型指标),则

$$X'_{ij} = \frac{x_{ij} - \min(x_j)}{\max(x_j) - \min(x_j)} \quad (4)$$

由层次分析法得到权重

$$W_1 = (0.5, 0.5) \quad (5)$$

对于每个指标 x_j , 计算信息熵 E_j

$$E_j = -\frac{1}{\ln m} \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln p_{ij} \quad (6)$$

其中每个指标的概率 p_{ij} 为

$$p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{j=1}^n x_{ij}} \quad (7)$$

利用熵权法计算权重为

$$W_2 = \frac{1 - E_{ij}}{\sum_{j=1}^n (1 - E_{ij})} \quad (8)$$

利用 Kendall 一致性系数进行检验, 检验通过, 说明具有协同性; 检验不通过, 说明不具有协同性, 权重之间的差异较大。

如果一致性检验通过, 则说明各个方法计算出的权重差异不大, 那么总权重为

$$W_c = \frac{W_1 + W_2 + \cdots + W_k}{k} \quad (9)$$

如果一致性检验不通过, 说明各个方法计算出的权重差异较大, 使用 CRITIC 法对其求权重。

利用标准差 σ_j 表示第 j 项指标的对比性

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m (x'_{ij} - \bar{x}'_j)^2}{m-1}} \quad (10)$$

利用 f_j 表示指标 x_j 与其余指标矛盾性大小, 在此使用的是皮尔逊相关系数 r_{ij} , 此为线性相关系数, 表达式如下

$$f_j = \sum_{i=1}^m (1 - r_{ij}) \quad (11)$$

指标 j 与信息承载量 θ_j 的关系为

$$\theta_j = \sigma_j f_j \quad (12)$$

使用 CRITIC 法求总权重

$$W_c = \theta_1 W_1 + \theta_2 W_2 + \cdots + \theta_k W_k \quad (13)$$

自适应 SPEA2 算法存在一个实际问题, 尽管算法会自适应地调整交叉概率、变异概率, 若二者不断变大, 进化过程中优良个体的结构被破坏, 导致该个体被淘汰。因此, 选择精英保留策略, 其基本思想是将上一代最大适应度的个体与子代作比较, 若前者大于后者, 则子代随即淘汰一个个体, 将上一代最大适应度个体增加到子代中。通过这种精英保留策略, 即使有较高的交叉概率、变异概率, 当前种群中的最大适应度个体也不会被破坏结构导致淘汰, 这种策略保证了自适应 SPEA2 算法具有很好的收敛

性和全局寻优能力。

对优化目标函数、优化变量和约束条件进行数值编码, 查表计算蒸汽压力、饱和蒸汽和饱和凝水的焓值。将课题组前人提出 MVR 系统计算结果作为原始数据, 与本文采用自适应 SPEA2 算法的计算结果进行对比分析。

2.2 确定最优解

自适应 SPEA2 算法产生 Pareto 最优解集, 解集中大量的最优解具有亦此亦彼性, 无法得到唯一的相对最优解。本文采用模糊集合理论中相对隶属度函数进行模糊决策, 表达式如下

$$\mu_i = \begin{cases} 1, & f_i < f_{\min,i} \\ \frac{f_{\max,i} - f_i}{f_{\max,i} - f_{\min,i}}, & f_{\min,i} \leq f_i \leq f_{\max,i} \\ 0, & f_i > f_{\max,i} \end{cases} \quad (14)$$

式中: $f_{\min,i}$ 和 $f_{\max,i}$ 分别为第 i 个优化目标的最小值和最大值; f_i 为第 i 个优化目标的取值。将 Pareto 最优集中的每一个最优解用 k 表示, Pareto 最优集中的每一个最优解对剩余解的支配函数定义为

$$\Phi_k = \frac{\sum_{i=1}^{M_0} \mu_i^k}{\sum_{j=1}^{M_p} \sum_{i=1}^{M_0} \mu_i^j} \quad (15)$$

式中: $M_p = 100$, $M_0 = 2$ 。计算 Pareto 最优集中每个最优解对剩余解的支配函数值 Φ_k , Φ_k 越大, 最优解的综合性能就越好, 因此选择具有最大支配函数值的解作为最优解。

2.3 模型验证

将本文算法与文献[7]中 SPEA2 算法进行对比, 算法迭代寻优过程如图 3 所示。从图中可看出, 文献[7]算法收敛速度慢, 进化能力较差, 往往过早地陷入局部最优解; 自适应 SPEA2 算法寻找全局

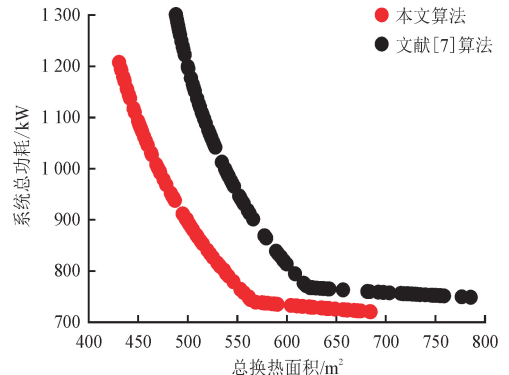


图 3 Pareto 最优解集比较

Fig. 3 Comparison of Pareto optimal solution sets

最优解的能力较强,从优化结果上来看,相对最优解的取值范围优于 SPEA2 算法。利用文献[7-9]计算结果进行模型验证,对比结果见表 1。本文建立的

MVR 系统逐时优化模型与文献[7-9]相比,误差范围合理,证明该模型可以在误差范围内模拟系统蒸发浓缩结晶过程。

表 1 优化前后的运行参数和性能参数的比较

Table 1 Comparison of operating parameters and performance parameters before and after optimization

过程参数	优化前 ^[10]	优化后			变化率/%		
		优化 1	优化 2	优化 3	优化 1	优化 2	优化 3
蒸发温度/℃	100	120	130	130	20	30	30
压缩温升/℃	12	12.5	12.6	14.5	4.2	5	20.8
总换热面积/m ²	951.7	913.7	841.2	810.8	−3.3	−11.6	−14.8
系统总功耗/kW	529.6	509.8	506.7	493.2	−4.2	−4.3	−6.9
性能系数	21.4	23.1	23.2	23.3	7.9	8.4	8.8
焓损失/kW	772.6	734.2	688.0	670.3	−5.0	−10.9	−13.2
焓效率/%	49.1	52.0	60.9	62.2	5.6	19.4	26.6
单位能耗/(kJ·kg ^{−1})	130.3	121.8	121.6	118.8	−6.9	−6.7	−8.8

3 实例计算

本文在文献[7-10,17]MVR 系统数学模型基础上,搭建逐时优化模型,得到系统进料浓度(质量分数)、进料流量波动状态下的各设备参数及系统性能。本文系统设计参数见表 2,图 4、图 5 分别是 MVR 系统进料量与进料浓度的变化曲线,优化参数取值范围见表 3,其中焓计算以 10℃下的饱和状态为基准态。

表 2 本文系统设计参数

Table 2 System design parameters

设计参数	数值
出料浓度(质量分数)/%	30
蒸发温度/℃	100
压缩温升/℃	12

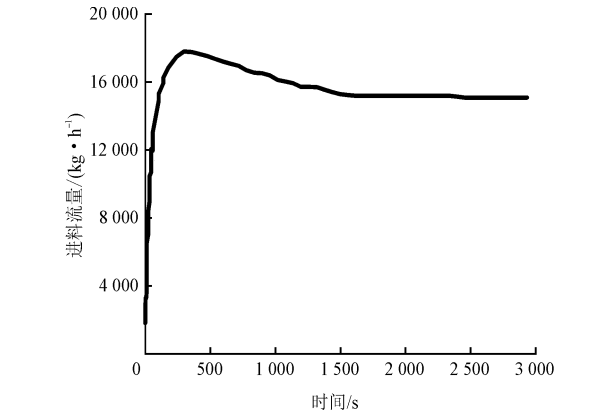


图 4 MVR 系统进料流量逐时变化图

Fig. 4 Hourly variation of feed flow rate in MVR system

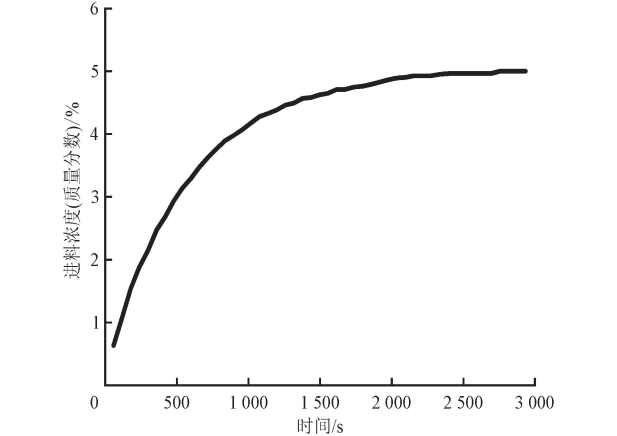


图 5 MVR 系统进料浓度逐时变化图

Fig. 5 Hourly variation of feed concentration in MVR system

表 3 优化变量参数取值范围

Table 3 Optimize variable parameters

优化变量 区间	蒸发温度/℃	压缩温升/℃
最小值	80	10
最大值	130	15

本文选择 MVR 系统进料波动状态下的变化数据,根据已经建立的系统优化模型,得到计算结果。因为自适应 SPEA2 算法以生成随机数产生初始种群,算法结果会产生振荡,本文根据最小二乘法,得到拟合公式 $Y = \sum_{i=0}^6 (A_i X^i)$, 参数如表 4 所示。

表 4 多项式拟合公式各系数值

Table 4 Polynomial fitting formula coefficients

Y	A_6	A_5	A_4	A_3	A_2	A_1	A_0
系统总功耗		1.47×10^{-6}	0.000 5	0.065 38	3.809	96.64	50.2
总换热面积		1.28×10^{-6}	0.000 4	0.046 84	2.594	65.31	39.76
性能系数		-1.3×10^{-8}	0.000 3	0.000 310	0.013 8	-0.316 7	26.32
单位能耗		1.12×10^{-6}	0.000 2	0.007 94	-0.226 5	3.096	102.2
焓损失	-3.2×10^{-9}	1.65×10^{-6}	0.000 3	0.028 09	-1.309	29.51	457.6
焓效率	2.89×10^{-9}	9.64×10^{-7}	0.000 1	-0.007 7	0.237	-3.303	76.09

由图 6 可以看出,进料流量、进料浓度越高,系统性能系数越小。系统性能系数为原料液蒸发结晶过程吸收的热量与系统能耗之比,其降低的原因是:一方面由于进料浓度增大,原料液经过降膜蒸发器、强制循环蒸发器蒸发浓缩后,由溶液转变为晶体的过程中吸收的热量就减少了;另一方面由于进料流量的增加,系统运行功耗增加,所以系统性能系数随进料浓度、进料流量的增大而减小。当进料流量、进料浓度保持波动但变化幅度相比很小的时候,性能系数会稳定保持在 23.3 附近,此时系统运行稳定。

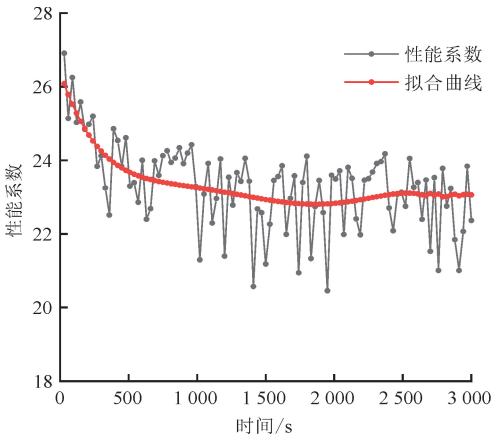


图 6 系统性能系数随时间变化情况

Fig. 6 Chart of system performance coefficients over time

由图 7 可以得到,由于系统进料流量、进料浓度增大,强制循环蒸发器和压缩机两大耗能装备会加速运转,系统总功耗随进料流量、进料浓度的增大而增大。原因是:一方面由于二次蒸汽量和进料流量相对应,二次蒸汽量也就是压缩机吸气量,进料流量增大时压缩机吸气量增大,所以压缩机功耗增加;另一方面由于进料浓度、进料流量的增大,强制循环蒸发器在系统运行中起到对浓溶液结晶的作用,其功

耗相应增加。

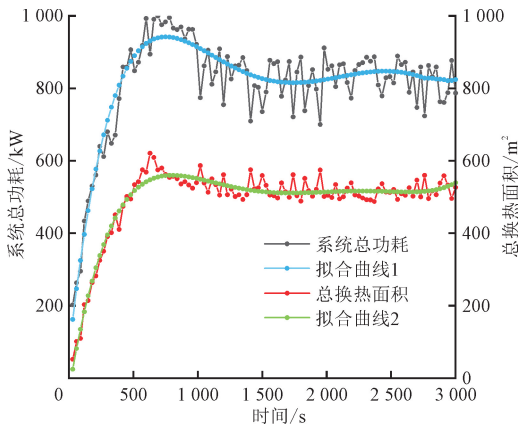


图 7 系统总功耗和总换热面积随时间变化情况

Fig. 7 Graph of total system power consumption and total heat transfer area over time

降膜蒸发器在本系统循环中就是将原料液进行蒸发浓缩至饱和状态,其换热面积随进料流量、进料浓度的增大而减小。原因是:一方面当出料浓度固定不变、进料浓度不断增大时,降膜蒸发器的工作量会相应减小,则换热面积减小;另一方面对于将饱和和物料液进一步蒸发浓缩至析出结晶的强制循环蒸发器,其工作量随着进料流量、进料浓度的增大而增大;此外对于系统的板式换热器,由于其换热面积随进料流量、进料浓度的变化微小,因此忽略不计。

从图 8 可以得到,系统单位能耗随进料流量、进料浓度的增加先增大而后保持稳定状态。原因是,进料流量、进料浓度增大,负责结晶过程的强制循环蒸发器功耗和循环过程中蒸汽压缩机功耗会增大,当进料量保持稳定时,系统稳定运行,系统单位能耗基本不变,这也与实际操作相符合。

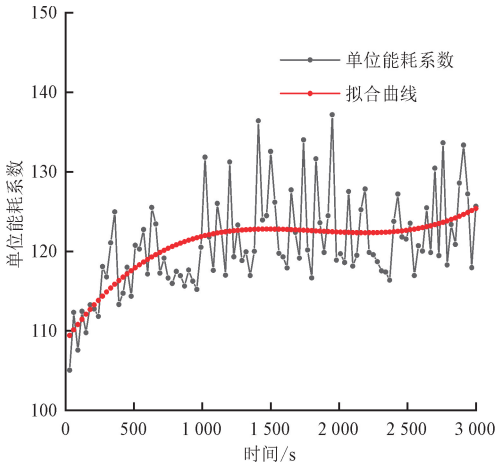


图 8 单位能耗随时间变化情况

Fig. 8 Graph of energy consumption per unit over time

由图 9 可知,系统焓效率随着进料流量、进料浓度的增大而下降,焓损失则先增大后保持稳定状态。原因在于:一方面由于进料流量、进料浓度升高,根据焓效率计算公式,收益焓减小,支付焓增大,因此系统焓效率下降;另一方面,焓损失根据系统建立的焓平衡方程,随着进料流量、进料浓度的改变先增大后保持稳定。

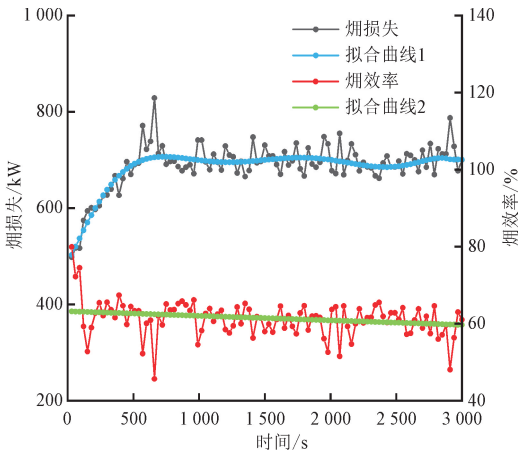


图 9 焓损失和焓效率随时间变化情况

Fig. 9 Loss and efficiency over time

综上所述,在进料量、进料浓度陡增阶段,系统性能系数降低,系统总功耗、总换热面积和系统单位能耗增加,进料量达到峰值后趋于稳定过程,因而系统总功耗、总换热面积达到峰值之后就趋于稳定。此时,各项参数保持在稳定值附近变化不大。将本文优化方案得到的系统各组参数求平均值,与恒定蒸发工况下系统参数作比较,优化前后系统性能参数对比见表 5。

表 5 优化前后系统性能参数对比

Table 5 Comparison table of system performance parameters before and after optimization

参数及性能指标	优化前	优化后	变化量	变化率/%
系统总功耗/kW	529.6	405.9	—123.7	—23.3
总换热面积/m ²	951.7	915.4	—36.3	—3.8
性能系数	21.4	23.3	1.9	8.8
焓效率/%	49.1	62.2	13.1	26.6
焓损失/kW	772.6	670.3	—102.3	—13.2
单位能耗/(kJ·kg ⁻¹)	130.3	120.9	—9.4	—7.2

4 结 论

(1)应用 SPEA2 算法结合自适应交叉概率、自适应变异概率与组合赋权法搜索最优解,增强了全局寻优能力,改变了原有算法容易陷入局部最优解。采用工程模糊数学理论选择最优解,比人工选择具有更高的精度。

(2)MVR 系统进料波动状态下,本文设计的优化方案可以根据进料浓度、进料流量的逐时变化,迅速反馈出系统总功耗、总换热面积的相对最优解,逐时调整蒸发温度和压缩温升。

(3)通过系统运行参数优化,与恒定蒸发能力相比,系统总功耗平均减少了 123.7 kW,总换热面积平均减少了 36.3 m²,相应的系统初投资与运行费用也降低了。优化后的系统性能系数和焓效率分别平均提高了 8.8%和 26.6%,焓损失平均降低了 102.3 kW,表明系统的能量利用率和热力学完善度得到了提高。

参考文献:

[1] GEP Research. Report on the development of industrial waste water treatment industry [EB/OL]. [2023-04-25]. <http://www.gepresearch.com/77/view-764255-1.html>.
[2] 李强平. 机械蒸汽再压缩系统在高浓度含盐废水处理中的应用研究 [D]. 杭州: 浙江工业大学, 2019.
[3] 傅伟良, 张城镇, 陈蒙, 等. 机械蒸汽再压缩 (MVR) 热泵干燥的研究进展 [J]. 环境工程, 2021, 39(5): 131-134.
FU Weiliang, ZHANG Chengzhen, CHEN Meng, et al. Research progress on mechanical vapor recompression heat pump drying [J]. Environmental Engineering, 2021, 39(5): 131-134.
[4] 越云凯, 吴小华, 张振涛. MVR 海水淡化系统运行特

- 性分析与优化 [J]. 工程热物理学报, 2018, 39(9): 1985-1990.
- YUE Yunkai, WU Xiaohua, ZHANG Zhentao. Operation characteristic analysis and optimization of MVR seawater desalination system [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2018, 39(9): 1985-1990.
- [5] HAN Dong, CHEN Junjie, ZHOU Tianhao, et al. Experimental investigation of a batched mechanical vapor recompression evaporation system [J]. Applied Thermal Engineering, 2021, 192: 116940.
- [6] CHEN Junjie, HAN Dong, HANG Zhifang, et al. Experimental investigation of a novel batch evaporation system coupled mechanical vapor recompression technology and steam heat storage technology [J]. Innovative Food Science & Emerging Technologies, 2021, 68: 102616.
- [7] 姜华, 张子尧, 宫武旗. MVR 并联双效蒸发结晶系统设计及研究 [J]. 化工进展, 2019, 38(10): 4461-4469.
- JIANG Hua, ZHANG Ziyao, GONG Wuqi. Design and research of MVR parallel double-effect evaporation crystallization system [J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2019, 38(10): 4461-4469.
- [8] 姜华, 张子惠, 宫武旗, 等. MVR 分质提盐蒸发结晶系统设计及性能分析 [J]. 化工进展, 2022, 41(7): 3947-3956.
- JIANG Hua, ZHANG Zihui, GONG Wuqi, et al. Design and performance analysis of mechanical vapor recompression salt fractionation evaporation crystallization system [J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2022, 41(7): 3947-3956.
- [9] 张子尧, 姜华, 宫武旗. 机械蒸汽再压缩蒸发结晶系统优化设计 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(4): 101-109.
- ZHANG Ziyao, JIANG Hua, GONG Wuqi. Optimization design for mechanical vapor recompression evaporation crystallization system [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(4): 101-109.
- [10] 张子尧. 机械蒸汽再压缩系统设计及多目标优化研究 [D]. 西安: 西安科技大学, 2020.
- [11] 赵林, 吴小华, 孙东亮, 等. 乙醇超重力 MVR 热泵蒸馏系统仿真及优化研究 [J]. 工程热物理学报, 2022, 43(3): 679-684.
- ZHAO Lin, WU Xiaohua, SUN Dongliang, et al. Simulation and optimization study of ethanol-water high gravity MVR heat pump distillation system [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2022, 43(3): 679-684.
- [12] 徐超, 丁宁, 栗文明. SWRO+MVR 工艺处理净水厂浓盐水零排放工程设计 [J]. 工业水处理, 2020, 40(9): 112-115.
- XU Chao, DING Ning, LI Wenming. A combined process of SWRO and MVR design for zero-discharge project for concentrated water of a water purification plant [J]. Industrial Water Treatment, 2020, 40(9): 112-115.
- [13] 赵红涛, 王树民. 燃煤烟气胺法脱碳 MVR 再生系统关键参数及能耗分析 [J]. 化工进展, 2020, 39(增1): 256-262.
- ZHAO Hongtao, WANG Shumin. Key parameters and energy consumption analysis of amine decarburization regeneration system with MVR for coal-fired flue gas [J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2020, 39(S1): 256-262.
- [14] 张勤灵, 刘晓华, 张涛. 机械蒸汽再压缩系统再生高浓度溶液的性能研究 [J]. 制冷学报, 2021, 42(3): 19-27.
- ZHANG Qinling, LIU Xiaohua, ZHANG Tao. Regeneration performance of high concentration solution by mechanical vapor recompression system [J]. Journal of Refrigeration, 2021, 42(3): 19-27.
- [15] 顾承真, 闵兆升, 洪厚胜. 机械蒸汽再压缩蒸发系统的性能分析 [J]. 化工进展, 2014, 33(1): 30-35.
- GU Chengzhen, MIN Zhaosheng, HONG Housheng. Performance analysis of mechanical vapor recompression evaporation system [J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2014, 33(1): 30-35.
- [16] 侯超, 张振涛, 杨鲁伟, 等. 中药提取液蒸发浓缩过程采用机械蒸汽再压缩技术特性研究 [J]. 现代化工, 2016, 36(11): 172-174.
- HOU Chao, ZHANG Zhentao, YANG Luwei, et al. Characteristics research of mechanical vapor recompression technology used in evaporation and concentration of Chinese medicine extract [J]. Modern Chemical Industry, 2016, 36(11): 172-174.
- [17] JIANG Hua, ZHANG Zihui, ZHANG Ziyao, et al. Multi-objective optimization of parallel-connected double-effect mechanical vapor recompression system based on genetic algorithm [J]. Journal of Energy Resources Technology, 2023, 145(1): 011701.
- [18] SCHWAER C, HOFMANN J, MÜHLPFORDT M, et al. Modular simulation model for falling film evaporators with novel approach to manage dominant time-varying transport delays [J]. Computers & Chemical Engineering, 2020, 132: 106604.
- [19] 田雨. MVR 控制系统设计及控制策略研究 [D]. 北京: 中国科学院大学, 2019.

- [20] 苗坤宏, 李佳璇, 崔彭帝, 等. 基于流程模拟的中药生产过程溶媒回收工艺动态控制方法研究 [J]. 中草药, 2022, 53(18): 5636-5648.
- MIAO Kunhong, LI Jiaxuan, CUI Pengdi, et al. Study on dynamic control method of solvent recovery process in traditional Chinese medicine production based on process simulation [J]. Chinese Traditional and Herbal Drugs, 2022, 53(18): 5636-5648.
- [21] 庄亮东, 杨悦, 吴桢灏. 遗传算法在Y型偏心支撑组合框架抗震性能优化中的应用研究 [J]. 工程力学, 2023, 40(7): 185-195.
- ZHUANG Liangdong, YANG Yue, WU Zhenhao. The application of genetic algorithm in seismic performance optimization of Y-shape eccentrically braced composite frame [J]. Engineering Mechanics, 2023, 40(7): 185-195.
- [22] 丁耀东, 李平. 脉动流与波纹壁通道耦合强化换热及优化研究 [J]. 西安交通大学学报, 2023, 57(7): 120-129.
- DING Yaodong, LI Ping. Research on coupling of pulsating flow and corrugated channels for heat transfer enhancement and genetic algorithm optimization [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2023, 57(7): 120-129.
- [23] COELLO C A C, ZACATENCO C S P. 20 years of evolutionary multi-objective optimization: what has been done and what remains to be done [M]//Computational Intelligence: Principles and Practice. New York, NY, USA: IEEE Computational Intelligence Society, 2006: 73-88.
- [24] 季顺松, 黄炎焱, 张寒, 等. 基于改进遗传算法的火药分配寻优模型研究 [J]. 南京理工大学学报, 2023, 47(1): 33-40.
- JI Shunsong, HUANG Yanyan, ZHANG Han, et al. Research on optimization model of firepower allocation based on improved genetic algorithm [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2023, 47(1): 33-40.
- [25] 柯俊, 史文库, 钱琛, 等. 采用遗传算法的复合材料板簧多目标优化方法 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(8): 102-108.
- KE Jun, SHI Wenku, QIAN Chen, et al. A multi-objective optimization for composite leaf springs using genetic algorithms [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(8): 102-108.
- [26] 杨波, 何宇泽, 许福, 等. 利用改进遗传算法的软件故障定位辅助测试用例生成方法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2023, 49(9): 2279-2287.
- YANG Bo, HE Yuze, XU Fu, et al. Using improved genetic algorithm for software fault localization aided test case generation [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(9): 2279-2287.
- [27] 庄文宇, 张如九, 徐建军, 等. 基于IAGA-BP算法的高拱坝-坝基力学参数反演分析 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2022, 62(8): 1302-1313.
- ZHUANG Wenyu, ZHANG Rujiu, XU Jianjun, et al. Inversion analysis to determine the mechanical parameters of a high arch dam and its foundation based on an IAGA-BP algorithm [J]. Journal of Tsinghua University Science and Technology(Natural Science Edition), 2022, 62(8): 1302-1313.
- [28] 石山, 励庆孚, 王兴华. 基于自适应遗传算法的无刷直流电机的优化设计 [J]. 西安交通大学学报, 2002, 36(12): 1215-1218.
- SHI Shan, LI Qingfu, WANG Xinghua. Design optimization of brushless direct current motor based on adaptive genetic algorithm [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2002, 36(12): 1215-1218.
- [29] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.
- [30] 任子武, 伞冶. 自适应遗传算法的改进及在系统辨识中应用研究 [J]. 系统仿真学报, 2006, 18(1): 41-43.
- REN Ziwu, SAN Ye. Improved adaptive genetic algorithm and its application research in parameter identification [J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(1): 41-43.
- [31] 邓召学, 郑玲, 李以农, 等. 基于NSGA-II算法的磁流变悬置磁路多目标优化 [J]. 汽车工程, 2015, 37(5): 554-559.
- DENG Zhaoxue, ZHENG Ling, LI Yinong, et al. Multi-objective optimization for the magnetic circuit of magneto-rheological mount based on NSGA-II algorithm [J]. Automotive Engineering, 2015, 37(5): 554-559.
- [32] 孙文娟. 自适应遗传算法的改进及其在爆炸冲击响应谱时域合成优化中的应用研究 [D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2019.

(编辑 杜秀杰)