

基于 IHHO-ELM 模型的 天然气乙烷回收工艺运行优化

张娟^{1*}, 李鹏飞², 刘平², 罗天娥¹, 张照健², 姚楠¹, 张书华¹

(1. 玉门油田老君庙采油厂, 甘肃酒泉 735200; 2. 玉门油田生产保障服务中心, 甘肃酒泉 735200)

摘要:为降低综合能耗,在构建 RSV 乙烷回收模拟流程的基础上,通过 Plackett-Burman 设计完成关键参数的分析和筛选,通过 ELM 模型实现输入与输出参数之间的非线性映射,最后基于改进哈里斯鹰(IHHO)算法实现 ELM 模型的优化及最优工艺参数的求解。结果表明,原料气流量、脱甲烷塔压、原料气温度、干气回流比、低温分离器气相分流比、低温分离器温度和膨胀机出口压力等因素对综合能耗的影响较大,应纳入 ELM 模型数据库作为输入变量;对于综合能耗的预测,IHHO-ELM 模型在训练集、验证集和测试集上的相关系数分别为 0.992 1、0.987 6、0.985 5,预测效果最优;参数优化后,乙烷收率降低了 2.38%,液化石油气和稳定轻烃的产品指标变化不大,综合能耗可减少 23.62%。

关键词: IHHO; ELM; RSV 工艺; 参数优化; Plackett-Burman 设计; 乙烷回收

中图分类号: TE646

文献标志码: A

文章编号: 0253-4320(2025)01-0245-05

DOI: 10.16606/j.cnki.issn0253-4320.2025.01.042

Operation optimization of natural gas ethane recovery process based on IHHO-ELM model

ZHANG Juan^{1*}, LI Peng-fei², LIU Ping², LUO Tian-e¹, ZHANG Zhao-jian²,
YAO Nan¹, ZHANG Shu-hua¹

(1. Laojunmiao Oil Production Plant, PetroChina Yumen Oilfield Company, Jiuquan 735200, China;

2. Production Guarantee Service Center, PetroChina Yumen Oilfield Company, Jiuquan 735200, China)

Abstract: In order to reduce comprehensive energy consumption while guarantee product requirements, on the basis of constructing RSV ethane recovery simulation process, the analysis and screening of key parameters are completed through Plackett-Burman design. The nonlinear mapping between input and output parameters is realized through ELM model. Finally, the ELM model is optimized and the optimal process parameters are solved based on the improved Harris Eagle (IHHO) algorithm. Study results show that the factors such as raw gas flow, demethanation tower pressure, raw gas temperature, dry gas reflux ratio, gas phase split ratio of cryogenic separator, temperature at cryogenic separator and outlet pressure of expander have great impact on comprehensive energy consumption, and should be included in the ELM model database as input variables. As for the prediction of comprehensive energy consumption, the correlation coefficients of IHO-ELM model on training set, verification set and test set are 0.992 1, 0.987 6 and 0.985 5, respectively, indicating the optimal prediction effect. After parameter optimization, the ethane yield is reduced by 2.38%, the product indexes of LPG and stable light hydrocarbon change slightly, and the comprehensive energy consumption can be reduced by 23.62%.

Key words: IHHO; ELM; RSV process; parameter optimization; Plackett-Burman design; ethane recovery

我国部分油气田生产的气藏气、伴生气或非常规气中含有丰富的 C₂₊组分,回收气体中乙烷及以上的凝液产品,不仅可控制管输气的烃露点及水露点,降低水合物堵塞及发生局部腐蚀的可能性,还能提高天然气产品的附加价值^[1-2]。此外,我国对于乙烯的供应缺口量较大,乙烷作为乙烯生产的重要原料,其生产的经济性也远高于石脑油作为原料。因此,对天然气实施乙烷回收工艺是油气田提质增效、资源回收的重要举措。

目前,国内乙烷回收工艺普遍采用部分干气回

流(RSV)工艺,如长庆油田、克拉美丽气田、中原油田等均采用了该工艺^[3-5]。乙烷回收工艺位于天然气脱酸、脱水流程之后,受上游气源和处理过程的影响较大且参数波动频繁,导致现场参数的优化响应明显滞后,存在能耗较大、乙烷回收效率不足等问题。迄今,已有诸多学者针对上述问题进行研究^[6-8],一方面是通过工艺流程改造实现资源的综合利用,另一方面是通过实验手段对现有工艺参数进行调整。考虑到流程改造涉及到成本费用投资,且现场需配合停产动火作业,具有一定的不可控性

收稿日期:2024-03-13;修回日期:2024-11-03

基金项目:中国石油科技创新基金项目(2022kj-35D)

作者简介:张娟(1986-),女,学士,工程师,从事油气田开发方向的研究工作,通讯联系人, cy_huabei@163.com。

和延时性,且往往在实施改造时,原料气的各项参数已经发生变化,改造的经济性和可行性有所下降,故本文中不探讨该方法。已报道的实验优化手段有正交实验^[9]、响应曲面实验^[10]和回归正交实验^[11]等,这些实验设计均通过高阶回归方程实现多决策变量寻优,考虑的因素一般不超过 4 个,但随着影响因素的增加,可能出现维度爆炸现象,无法完成最优解的迭代,且所选的决策变量是否为关键影响参数也未可知。随着计算机和人工智能的发展,以神经网络为代表的机器学习理论在不同领域得以广泛应用。刘森儿等^[12]、周军等^[13]、郭子江等^[14]分别通过 BP 神经网络实现了天然气液化、天然气脱水和低温提氮工艺参数的优化,具有很好的借鉴意义。但 BP 神经网络本质属于梯度下降法,对于非线性较强的多维多峰函数难以实现优化。极限学习机(ELM)相较于 BP 神经网络,无需采用梯度下降法更新参数,具有迭代速度快、泛化能力强等优点,但也存在隐含层权重和偏置无法优化的问题。鉴于此,基于 Aspen HYSYS 软件构建 RSV 乙烷回收流程,先通过 Plackett-Burman 实验设计手段筛选影响乙烷回收工艺的关键参数,再建立以流程模拟结果为基础的 ELM 模型,并通过改进哈里斯鹰(IHHO)算法实现 ELM 模型的优化及最优参数的求解,以期为今后数字孪生体的构建及数字化站场的实现提供理论依据。

1 RSV 系统工艺流程

来自脱水工艺的原料气先经过换热器预冷至一定温度,随后进入低温分离器。低温分离器液相经减压阀降压后进入脱甲烷塔,气相分为 2 股物流,一股气相通过膨胀机膨胀降压后进入脱乙烷塔,另一股气相经换热器过冷后进入脱甲烷塔。脱甲烷塔塔顶气经换热器回收冷量后,经两级增压后作为干气直接外输。其中,部分干气作为回流经换热器过冷后作为脱甲烷塔的塔顶进料,构成一个以甲烷为主的制冷循环。脱甲烷塔塔底产品依靠自流进入脱乙烷塔和脱丁烷塔,生产出乙烷、液化石油气和稳定轻烃等产品。工艺流程见图 1。

2 模拟流程搭建

Aspen HYSYS 软件已在天然气处理和原油稳定方面的模拟得到广泛应用。在软件中对必要的单位进行设置,采用物流、能流将各类设备连接,通过 Recycle 模块连接物流循环,通过 Balance 模块获取

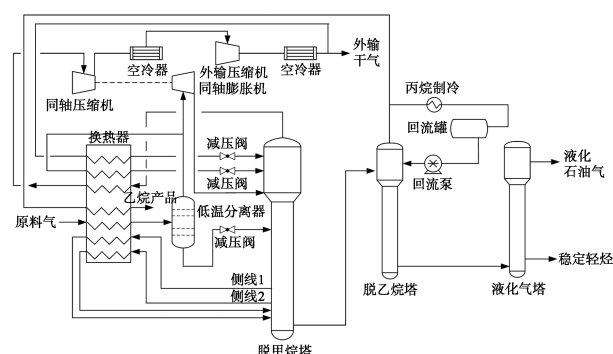


图 1 RSV 工艺流程

液化石油气和稳定轻烃的饱和蒸汽压^[15],采用 PR 方程对天然气物性进行模拟,塔器中塔板效率均为 80%,压缩机绝热效率为 75%,膨胀机绝热效率为 75%,换热器压降为 10 kPa。根据现场开车结果,将运行值与模拟值进行对比。部分参数运行值和模拟值存在一定差距,这与设备选型、设备劣化和冷损率存在差异有关,但总体的符合性良好,除稳定轻烃饱和蒸汽压外,其余参数的相对误差在 5% 以内,说明搭建的模拟流程可以作为后续数据采集和处理的基础。根据 GB 9053—2013 的要求,1 号稳定轻烃的饱和蒸汽压应在 74~200 kPa 范围内,取值范围较宽,故即使误差稍大也可在可控范围内。

3 Plackett-Burman 实验设计

以往的研究中,对于关键参数的筛选通常是依据控制变量法,利用单因素模拟参数变化时对指标的影响趋势和程度,筛选结果存在明显的数据导向,无法体现关键因素的显著效应。Plackett-Burman 实验设计属于二水平部分实验设计,通过对每个因素取两水平分析,比较因素间的差异性来确定显著性^[16]。对于 n 次实验,最多可研究 $n-1$ 个因素,但为了估算实验误差,要求至少保留 3 个以上的虚拟因素,故实际因素不应大于 $n-4$ 个。

根据现场运行条件和设备初设方案,进行因素与水平取值设计,见表 1。选择压缩机、膨胀机、塔底重沸器等多个设备叠加的综合能耗(编码为 y ,单位 kW)作为输出因素,借助 Design Expert 软件完成 Plackett-Burman 实验方案设计。

表 1 Plackett-Burman 设计的因素与水平

因素	编码	高水平	低水平
原料气温度/℃	x_1	40	20
原料气压力/MPa	x_2	7.5	6
原料气流量/($\text{kmol} \cdot \text{h}^{-1}$)	x_3	1500	1000
低温分离器温度/℃	x_4	-25	-45

续表

因素	编码	高水平	低水平
膨胀机出口压力/MPa	x_5	3.5	2.0
干气回流温度/°C	x_6	-96	-108
干气回流比/%	x_7	15	5
低温分离器气相分流比/%	x_8	20	10
脱甲烷塔顶压力/MPa	x_9	2.5	1.9
脱乙烷塔塔顶压力/MPa	x_{10}	1.8	1.6
脱丁烷塔塔顶压力/MPa	x_{11}	1.6	1.4

对实验结果进行方差分析,保留可信度大于 95%或显著性水平达到 0.05 的因素作为显著效应因素,见表 2。模型的 F 值为 21.31,远大于显著性水平 0.05 时的临界值 2.94,且概率 P 值小于 0.01,因此模型结果非常显著。原料气流量的 P 值最小,对综合能耗额的影响为显著,其次为脱甲烷塔压、原料气温度、干气回流比、低温分离器气相分流比、低温分离器温度、膨胀机出口压力。其余因素的 P 值超过了 0.05,说明这些因素对综合能耗的响应不显著。将冗余因素删除后,筛选得到的显著效应因素可作为后续 ELM 预测模型的输入变量。

表 2 Plackett-Burman 实验的方差分析结果

因素	平方和	自由度	均方	F 值	P 值
模型	1.09×10^7	11	9.91×10^5	21.31	1.77×10^{-5}
$x_1/^\circ\text{C}$	1.30×10^6	1	1.30×10^6	27.95	3.54×10^{-4}
x_2/MPa	1.61×10^4	1	1.61×10^4	0.34	0.57
$x_3/(\text{kmol} \cdot \text{h}^{-1})$	4.84×10^6	1	4.84×10^6	104.08	1.32×10^{-6}
$x_4/^\circ\text{C}$	3.69×10^5	1	3.69×10^5	7.94	0.018
x_5/MPa	2.75×10^5	1	2.75×10^5	5.91	0.035
$x_6/^\circ\text{C}$	1.52×10^4	1	1.52×10^4	0.32	0.584
$x_7/\%$	6.66×10^5	1	6.66×10^5	14.33	3.56×10^{-3}
$x_8/\%$	4.73×10^5	1	4.73×10^5	10.17	9.66×10^{-3}
x_9/MPa	2.95×10^6	1	2.95×10^6	63.54	1.21×10^{-5}
x_{10}/MPa	3.85×10^4	1	3.85×10^4	0.82	0.38
x_{11}/MPa	2.59×10^3	1	2.59×10^3	0.05	0.82
残差	4.65×10^5	10	4.65×10^4		
合计	1.13×10^7	21			

4 基于 IHHO-ELM 预测优化模型的建立

4.1 ELM 模型的建立

将经 Plackett-Burman 实验筛选后的 7 个显著效应因素作为 ELM 模型输入,将综合能耗作为模型输出,选择 Sigmoid 为激励函数,通过下式完成目标值的训练和预测^[17]。

$$y_i = \sum_{j=1}^L g(w_j \cdot x_i + b_j) \beta_j, i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中, y_i 为第 i 个样本的输出值; x_i 为第 i 个样本的输入值; L 为隐含层节点个数; w_j 、 b_j 、 β_j 分别为第 j 个隐含层节点的输入权值、偏置、输出权值; $g(\cdot)$ 为激活函数。

根据已知条件,确定输入层节点数为 7,输出层节点数为 1,隐含层节点数采用经验公式 $[\sqrt{\text{输入层节点数} \times \text{输出层节点数}} + (1 \sim 10)]$ 确定为 4~13。采用对象接口技术,将 Aspen HYSYS 软件和 MATLAB 软件相结合,以工具箱的形式建立 ELM 模型,在满足乙烷收率 95%以上、液化石油气饱和蒸汽压不大于 1 380 kPa、稳定轻烃饱和蒸汽压 74~200 kPa、换热器最小传热温差 3°C 的前提下,通过拉丁超立方抽样方法获取 500 组有效数据。其中,1~300 组随机数据作为训练集;301~400 组数据作为验证集,输入训练好的 ELM 模型,验证模型可靠性;401~500 组数据作为测试集,完成对 ELM 模型的无监督预测。

为提高 ELM 模型的可靠性和预测精度,采用双隐含层结构,在最大迭代次数 1 000 的条件下,观察不同隐含层节点数对训练集的预测输出和期望输出均方误差(MSE)的影响,见图 2。不同隐含层节点数组合下的 MSE 结果均不相同,在单一隐含层固定时,MSE 先减小后增大;在第一个隐含层节点数为 12,第二个隐含层节点数为 10 时,MSE 达到最小。因此,确定 ELM 模型的网络结构为 7-12-10-1 型。

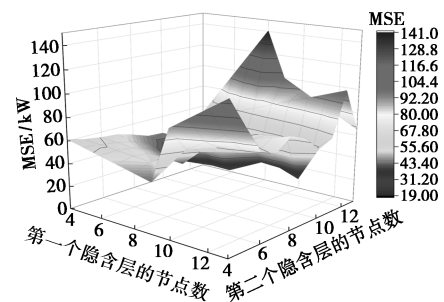


图 2 隐含层节点数对训练精度的影响

4.2 输入权值和偏置的优化

为进一步提高 ELM 模型的学习效率和计算精度,避免隐含层节点无效现象,采用 IHHO 算法对 ELM 模型超参数进行优化。标准 HHO 算法通过模拟哈里斯鹰围击猎物的捕食行为,实现对高维问题的求解。算法主要包括探索阶段、探索和开发转换阶段、开发阶段^[18]。

考虑到随机初始化种群方式无法覆盖整个解集空间,在此采用 Cubic 混沌映射实现初始化种群的多样性,公式如下:

$$x_{n+1} = \rho x_n (1 - x_n^2) \quad (2)$$

式中, x_{n+1} 为第 $n+1$ 个哈里斯鹰的混沌序列; x_n 为第 n 个哈里斯鹰的混沌序列; ρ 为控制参数。

随机初始化后的种群分布不均匀, 存在多个位置的个体重叠, 也存在部分位置的留白, Cubic 混沌映射初始化后种群的均匀性和遍历性有明显改进。此外, HHO 算法中依靠能量因子 E 实现探索和开发阶段的转换, 传统 E 值随着迭代次数的增加呈线性递减趋势, 这无法描述捕食者与猎物之间的非线性相互作用, 故引入非线性指数实现 E 的递减, 公式如下:

$$E = 2e^{-[\alpha \times (t/T)]} + \text{randn} \times \{ \sin\gamma [(\pi/2) \times (t/T)] + \cos [(\pi/2) \times (t/T)] - 1 \} \quad (3)$$

式中, E 为能量因子; α, γ 为待定系数; rand 为 $0 \sim 1$ 的随机数; t 为当前迭代次数; T 为最大迭代次数。

分别采用 ELM 模型(随机获取输入权值和偏置)、HHO-ELM 模型、IHHO-ELM 模型对数据集进行预测, 最大迭代次数为 3 000 次, 定义当误差达到稳定状态或达到最大迭代次数时, 结束运算, 采用 MSE 和相关系数 (R^2) 作为性能评价指标, 见表 3。其中, HHO 算法中的搜索维度为输入权值和偏置 ($8 \times 12 + 12 + 10 = 128$), IHHO 算法中的 $\alpha = 1.3$, $\gamma = 1.7$ 。ELM 模型在训练集上表现良好, 但在验证集和测试集上存在误差明显增大的现象, 且均运行到了最大迭代次数, 说明单纯应用 ELM 模型进行综合能耗预测时容易产生过拟合现象。采用 HHO 算法对 ELM 模型进行优化后, MSE 和相关系数 (R^2) 均达到较优状态, 说明采用智能算法对超参数优化是必要的。IHHO-ELM 模型无论在泛化能力、预测精度还是迭代速度上均优于其余 2 种对比模型, 证明了算法改进的有效性和科学性。此外, 绘制 IHHO-ELM 模型在不同数据集上预测值与实际值的对比图, 见图 3。预测值和实际值基本分布在 45° 的回归线附近, 表现为较高的线性关系, 说明利用 IHHO-ELM 模型对 RSV 乙烷回收工艺的综合能耗进行预测具有较高的可靠性。

表 3 不同模型预测结果对比

模型	训练集			验证集			测试集		
	MSE/ kW	R^2	稳定 迭代 次数	MSE/ kW	R^2	稳定 迭代 次数	MSE/ kW	R^2	稳定 迭代 次数
ELM	27.1	0.9476	2756	49.5	0.9045	3000	79.2	0.8897	3000
HHO-ELM	18.5	0.9755	2133	37.6	0.9329	2120	71.4	0.9204	2125
IHHO-ELM	12.1	0.9921	1401	13.5	0.9876	1434	13.9	0.9855	1435

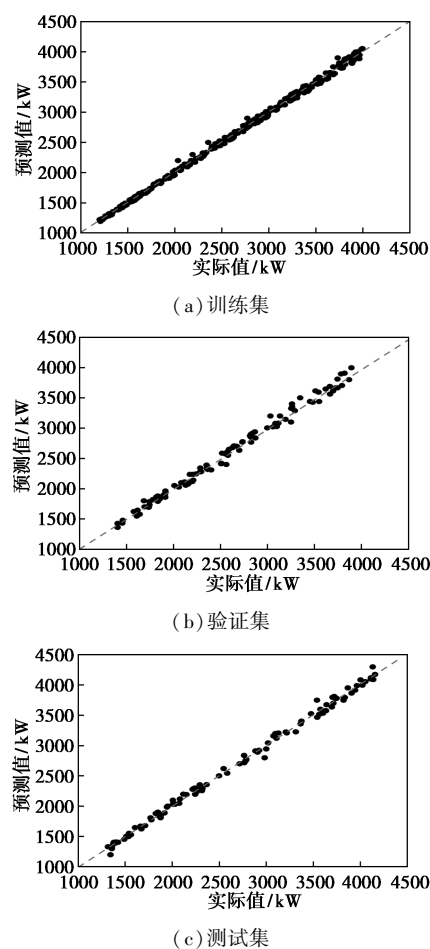


图 3 IHHO-ELM 模型的预测效果

4.3 参数优化与结果分析

在 IHHO-ELM 预测模型的基础上, 形成工艺参数与综合能耗一一对应的离线数据库, 可用该模型替代 Aspen HYSYS 软件实现工艺参数优化。以现有工况条件为例, 在原料气温度 30°C 、原料气压力 6.5 MPa 、流量 $1\,250 \text{ kmol/h}$ 的条件下, 设置哈里斯鹰种群数量为 500, 每只哈里斯鹰中包含的维度为 5 (即脱甲烷塔顶压力、干气回流比、低温分离器气相分流比、低温分离器温度、膨胀机出口压力), 通过 Cubic 混沌映射形成初始化种群, 适应度值为综合能耗值, 由 ELM 预测模型产生。待求解完最小适应度值后, 将得到的决策变量结果回溯至 HYSYS 软件, 观察各项指标是否满足约束条件, 无不满足, 则执行惩罚机制, 反馈给 IHHO 算法一个较大的适应度值, 将重新选择排名第二的适应度值进行回溯计算, 直到反馈得到符合现场需求的最优适应度值。设置最大迭代次数为 500 次, 全局最优解搜索过程见图 4。随着迭代次数的增加, 综合能耗迅速下降, 在进化至 113 次时, 综合能耗达到最低且基本保持不变, 此时综合能耗为 $2\,486 \text{ kW}$ 。

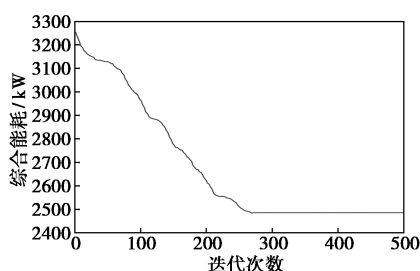


图4 全局最优解搜索过程

参数优化结果见表4。优化后,脱甲烷塔塔压升高了0.5 MPa,干气回流比增加了3%,低温分离器气相分流比减少了3%,低温分离器温度升高了5℃,膨胀机出口压力降低了0.5 MPa,乙烷收率虽有所降低,但仍然维持在95%以上,综合能耗降低了23.62%。脱甲烷塔中有多股物流参与闪蒸、分离和物理吸收,脱甲烷塔压力升高,会明显降低综合能耗,但也会牺牲乙烷收率。干气回流比和低温分离器气相分流比的作用类似,均是为脱甲烷塔上部提供冷量,不同的是干气回流的摩尔流量更大,对乙烷收率和综合能耗的影响更大。低温分离器温度主要影响膨胀机做功和外输压缩机做功,温度越低,乙烷收率和综合能耗越高,故应在保持乙烷收率的前提下,尽量升高低温分离器温度以降低能耗水平。膨胀机出口压力变化时,乙烷收率和综合能耗呈相反趋势,故应尽量减小膨胀机出口压力。综上,采用IHHO算法对RSV乙烷回收工艺进行参数优化是可行的,可避免过程和系统机理的复杂性带来的调参困难。

表4 参数优化结果

参数	优化前	优化后
脱甲烷塔塔顶压力/MPa	1.9	2.4
干气回流比/%	10	13
低温分离器气相分流比/%	20	17
低温分离器温度/℃	-40	-35
膨胀机出口压力/MPa	2.5	2.0
乙烷收率/%	97.49	95.11
液化石油气饱和蒸汽压/kPa	985	954
稳定轻烃饱和蒸汽压/kPa	82	73
综合能耗/kW	3255	2486

5 结论

(1)采用Plackett-Burman实验设计并结合方差分析,对影响RSV工艺综合能耗的关键因素进行了筛选,原料气流量对综合能耗的影响最为显著,其次为脱甲烷塔压、原料气温度等因素,原料气压力、

干气回流温度、脱乙烷塔塔顶压力、脱丁烷塔塔顶压力对综合能耗影响不显著。

(2)通过穷举法对ELM模型的结构进行了测试,当网络结构为7-12-10-1型时,MSE值最小;采用IHHO算法可实现对ELM模型输入权值和偏置的优选,IHHO-ELM模型在泛化能力、预测精度、迭代速度上均有较强的优越性。

(3)通过IHHO算法可实现最低综合能耗下的工艺参数优化,在各项参数符合要求的前提下,综合能耗可从3255 kW降低至2486 kW,降幅23.62%,节能减排效果显著。

参考文献

- [1] 崔连来.基于RSV工艺装置提高乙烷收率的工艺技术[J].石油与天然气化工,2023,52(3):56-62.
- [2] 杨冬磊,周卫军,骆兴龙,等.基于高级烟分析的富气乙烷回收工艺改进[J].北京化工大学学报:自然科学版,2023,50(3):49-58.
- [3] 胡晓蓉.天然气乙烷深冷回收工艺研究进展[J].中国矿业,2022,31(S1):221-226.
- [4] 蒋洪,李浩玉.富气乙烷回收工艺改进及综合对比分析[J].天然气工业,2022,42(5):100-109.
- [5] 崔连来.天然气深冷工艺装置提高乙烷收率工艺技术的研究与应用[J].石油与天然气化工,2022,51(3):65-70.
- [6] 唐敏,刘博,许骞.两种乙烷回收新流程的热力学对比分析[J].天然气化工:C1化学与化工,2020,45(3):50-56.
- [7] 诸林,王东军,陈泳村.一种吸收塔与脱甲烷塔相结合的乙烷回收改进新流程[J].天然气工业,2023,43(7):101-107.
- [8] 李斐,杨冬磊.富气乙烷回收工艺改进[J].能源化工,2023,44(3):29-33.
- [9] 肖荣鸽,庄琦,王梦霞,等.基于正交试验的天然气脱硫工艺优化[J].天然气化工:C1化学与化工,2021,46(5):129-134.
- [10] 王晓磊,吕小明,廖明旺,等.基于响应面分析法的天然气乙烷回收工艺参数优化[J].天然气化工:C1化学与化工,2022,47(2):122-128.
- [11] 张红星,马亚欣,解静,等.基于回归正交试验设计的RSV乙烷回收工艺能耗优化[J].石油石化节能与计量,2023,13(10):36-40.
- [12] 刘森儿,单卫光,朱建鲁,等.基于GA-BP模型的混合制冷剂天然气液化装置运行参数优化分析[J].中国海上油气,2023,35(2):195-201.
- [13] 周军,肖瑶,孙建华,等.储气库地面脱水系统能耗优化方法比选[J].天然气化工:C1化学与化工,2022,47(2):129-136.
- [14] 郭子江,尹晨阳,马国光,等.基于BP神经网络的低温提氦工艺优化[J].天然气化工:C1化学与化工,2020,45(1):51-56.
- [15] 周嘉琦.基于Hysys和Matlab的天然气脱酸处理工艺优化[J].世界石油工业,2023,30(2):50-56.
- [16] 曾维国,许晓伟,李超,等.基于Plackett-Burman设计的气井采出水储罐安全研究[J].石油与天然气化工,2020,49(3):121-127.
- [17] 吕林林,王杰,祁庆芳,等.基于KPCA-IGOA-ELM的油气混输管道腐蚀速率预测模型[J].油气储运,2023,42(7):785-792.
- [18] 夏志禹,徐正蕻,李丹,等.变异哈里斯鹰优化算法在气体泄漏溯源中的应用[J].传感器与微系统,2023,42(11):160-164. ■