

МОДЕЛИРОВАНИЕ И ОПТИМИЗАЦИЯ ПСЕВДОДВИЖУЩЕГОСЯ СЛОЯ ДЛЯ ОЧИСТКИ ПАРАКСИЛОЛА

© 2021 г. M. L. Yang¹, R. Hu¹, J. Long¹, Y. J. Lv², Z. C. Ye¹, Z. Li^{1,*}, W. M. Zhong¹

¹ Key Laboratory of Advanced Control and Optimization for Chemical Processes, Ministry of Education, East China University of Science and Technology, Shanghai, 200237 China

² IT Service Center, Sinopec Shanghai Petrochemical Co., Ltd., Shanghai, 200540 China

*E-mail: zhili@ecust.edu.cn

Поступила в редакцию 23 июня 2020 г.

После доработки 15 декабря 2020 г.

Принята к публикации 14 января 2021 г.

Представлено моделирование и оптимизация псевдодвижущегося слоя в промышленном масштабе для очистки параксилола (*n*-ксилола, ПК) от смеси ароматических веществ C₈. Процесс разделения был смоделирован с использованием стратегии моделирования истинного движущегося слоя. Основанный на процессе обучения-изучения алгоритм многокритериальной оптимизации (MOTLBO) улучшен за счет введения метода альфа-ограничения, который используется для оптимизации выхода ПК и расхода десорбента. Усовершенствованный алгоритм MOTLBO имеет преимущества как с точки зрения сходимости, так и с точки зрения распределения по сравнению с алгоритмами NSGA-II и MOTLBO. Оптимизированные результаты предполагают, что для достижения более высокого выхода ПК необходимо увеличить расход экстракта и потребление десорбента, одновременно поддерживая на постоянном уровне время шага и расход рафината.

Ключевые слова: многокритериальная оптимизация, MOTLBO, псевдодвижущийся слой, эксплуатация

DOI: 10.31857/S002824212102012X

УСЛОВНЫЕ ОБОЗНАЧЕНИЯ

D_{Lj}	коэффициент осевой диффузии в зоне j , м ² /ч	q^*	равновесная концентрация в твердой фазе, кг/м ³
$C_{i,j}$	концентрация i в зоне j , кг/м ³	q_{mi}	максимальная адсорбционная способность i , г/г
z	осевое согласование, м	K_i	константа адсорбционного равновесия i , см ³ /мг
ε	пористость слоя	v_j	скорость жидкой фазы в зоне j , м/ч
K_{Li}	коэффициент массопередачи i , ч ⁻¹	Q_E	расход экстракта, м ³ /ч
$\bar{C}_{pi,j}$	концентрация i в адсорбенте в зоне j , кг/м ³	$C_{i,E}$	концентрация i в экстракте, кг/м ³
u_s	скорость твердой фазы, м/ч	Q_R	расход рафината, м ³ /ч
ε_p	пористость адсорбента	$C_{PX,R}$	концентрация i в рафинате, кг/м ³
ρ_p	плотность твердой фазы, кг/м ³	Q_F	расход исходного материала, м ³ /ч
$q_{i,j}$	адсорбированное количество i в адсорбенте в зоне j , кг/м ³	$C_{i,F}$	концентрация i в исходном материале, кг/м ³
Q_j	расход в зоне j , м ³ /ч	Q_D	расход десорбента, м ³ /ч
t_S	время этапа, с	$C_{PX,D}$	концентрация i в десорбенте, кг/м ³
L_i/A	коэффициент рефлюкса в i -зоне	Q_{HX}	расход первой/второй промывки, м ³ /ч

С момента разработки в 1960-х гг. псевдодвижущийся слой (ПДС) широко применяли в процессах нефтехимического разделения, таких как адсорбционное выделение ксилолов и нефти. Оптимизация процесса ПДС охватывает несколько целевых

показателей: максимизация производства экстракта и минимизация потребления десорбента, что в последние годы привлекло большое внимание к разработке технологии оптимизации [1–3]. Однако сходимость и распределение решений при много-

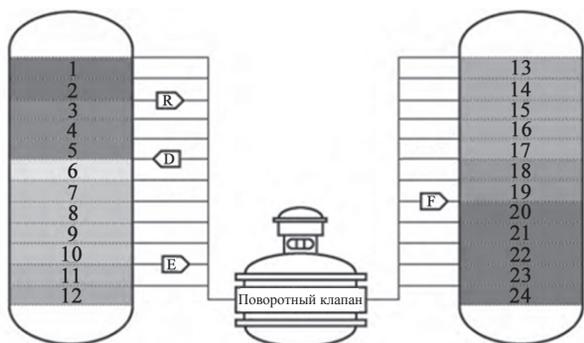


Рис. 1. Псевдодвижущийся слой для выделения *n*-ксилола: D = десорбент, E = экстракт, F = топливо, R = рафинат.

критериальной оптимизации всегда плохие из-за отсутствия кинетической модели адсорбции и эффективного алгоритма оптимизации [4].

Алгоритм многокритериальной оптимизации на основе обучения-изучения (MOTLBO) – новый интеллектуальный алгоритм оптимизации с меньшим количеством параметров, упрощенным алгоритмом и более высокой скоростью решения по сравнению с другими алгоритмами [5, 6]. Суть этого алгоритма заключается в моделировании процессов обучения и изучения между преподавателями и студентами в поиске оптимальных решений. В последние годы алгоритм MOTLBO привлекает большое внимание и широко применяется для решения многих задач оптимизации, однако это требует дополнительного улучшения возможностей локального поиска и стабильности алгоритма, а также способности решать сложные задачи оптимизации с несколькими ограничениями и сильной нелинейностью [7–9].

Мы построили модель ПДС, основанную на нестехиометрической кинетике адсорбции Ленгмюра, и предложили усовершенствованный алгоритм MOTLBO с использованием методов ограничения альфа-канала, основанный на традиционном алгоритме MOTLBO для улучшения возможности и точности локальной оптимизации. Так, усовершенствованный алгоритм MOTLBO применяется для оптимизации работы процесса ПДС при очистке ПК.

МОДЕЛЬ ПСЕВДОДВИЖУЩЕГОСЯ СЛОЯ

Модель ПДС для очистки ПК построена в соответствии с технологией UOP, применяемой на ки-

тайском нефтеперерабатывающем заводе. Как показано на рис. 1, в ПДС имеется 24 слоя. Позиции для входящего и выходящего потоков распределены по разным слоям и разделены фиксированным количеством слоев. При вращении поворотного клапана позиции всех потоков одновременно переключаются на следующий слой, имитируя движущийся слой. ПК с высокой чистотой (>99.7 мас. %) выделяется из смеси ароматических веществ C_8 [ПК, *m*-ксилола (МК), *o*-ксилола (ОК) и этилбензола (ЭБ)] посредством процесса ПДС.

В настоящем исследовании выбрана упрощенная математическая модель без потери точности, чтобы уменьшить сложность вычисления и сократить усилия на идентификацию модели. В этом смысле процесс разделения был смоделирован с использованием стратегии моделирования истинного подвижного слоя (ИПС), которая не учитывает радиальное распределение концентрации компонентов в колоннах, а также влияние температуры и давления [10, 11]. Скорость массообмена описывается линейной моделью. Для описания равновесия многокомпонентной адсорбции используется нестехиометрическая изотерма Ленгмюра. Массовый баланс в жидкой фазе определяется формулой.

$$D_{Lj} \frac{d^2 C_{i,j}}{dz^2} - v_j \frac{dC_{i,j}}{dz} - \frac{1-\varepsilon}{\varepsilon} K_{Li} (C_{i,j} - \bar{C}_{pi,j}) = 0; \quad (1)$$

массовый баланс в твердой фазе – формулой:

$$u_s \left(\varepsilon_p \frac{d\bar{C}_{pi,j}}{dz} + \rho_p \frac{dq_{i,j}}{dz} \right) + k_{Lj} (C_{i,j} - \bar{C}_{pi,j}) = 0; \quad (2)$$

адсорбционное равновесие – приведенной ниже формулой:

$$q_{i,j}^* = \frac{q_{mi} K_i \bar{C}_{pi,j}}{1 + \sum_{i=1}^n K_i \bar{C}_{pi,j}}. \quad (3)$$

Геометрические и рабочие параметры получены от промышленных нефтеперерабатывающих заводов и перечислены в табл. 1. Расчетные кинетические параметры адсорбции также оцениваются по промышленным данным и приведены там же. Значения прогнозируемой и фактической concentra-

Таблица 1. Условия эксплуатации и параметры модели псевдодвижущегося слоя

Геометрические параметры	Условия эксплуатации	Параметры модели
$L_c = 122.7$ см	$T = 177^\circ\text{C}$, $P = 0.88$ МПа	$P_e = 2000$, $d_p = 0.92$ мм
$d_c = 600$ см	$t = 111$ с	$\varepsilon = 0.39$, $\rho = 2.25$ г/см ³
Количество колонн = 24	$Q_D = 361.8$ м ³ /ч, $Q_E = 185.1$ м ³ /ч	$q_{m,ПК} = 0.047$ г/г, $K_{ПК} = 1.03$ см ³ /мг
Конфигурация = 5/9/7/3	$Q_F = 265.0$ м ³ /ч, $Q_R = 463.7$ м ³ /ч	$q_{m,МК} = 0.168$ г/г, $K_{МК} = 0.23$ см ³ /мг
$L_2/A = 0.56$, $L_3/A = 1.52$	$Q_H = 21.8$ м ³ /ч, $Q_X = 21.8$ м ³ /ч	$q_{m,ОХ} = 0.160$ г/г, $K_{ОХ} = 0.23$ см ³ /мг
$L_4/A = -0.48$	$Q_{IV} = 1133.0$ м ³ /ч	$q_{m,ЭБ} = 0.167$ г/г, $K_{ЭБ} = 0.23$ см ³ /мг
		$q_{m,ПДЭБ} = 0.120$ г/г, $K_{ПДЭБ} = 0.38$ см ³ /мг

ции ароматических углеводородов C₈ и десорбента *n*-диэтилбензол (ПДЭБ) показаны на рис. 2. Видно, что данная модель хорошо согласуется с производственным процессом. Средние ошибки между спрогнозированными и измеренными значениями составляют 5%, что в основном связано с допущениями, примененными в нашей модели, такими как пренебрежение радиальной диффузией. Эта модель может быть использована для дальнейшей оптимизации.

УСОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ АЛГОРИТМА MOTLBO

Алгоритм MOTLBO был впервые предложен в публикации Rao и др., он моделирует процессы обучения и изучения между преподавателями и студентами [5]. Усовершенствованный алгоритм MOTLBO можно разделить на четыре части: инициализация, обучение, изучение и обработка альфа-ограничения.

Инициализация. Все студенты генерируются случайным образом в двумерном пространстве размером $N \times D$, где N – размер совокупности, D – количество субъектов. Процесс генерации можно выразить следующей формулой:

$$x_{(i,j)}^1 = x_j^{\min} + rand \times (x_j^{\max} - x_j^{\min}). \tag{4}$$

После g итераций оценку студента по каждому предмету i можно рассчитать следующим образом:

$$X_i^g = [x_{i,1}^g, x_{i,2}^g, \dots, x_{i,D}^g]. \tag{5}$$

Раздел обучения. В разделе обучения выбираются преподаватели из решения Парето с использованием схемы рулетки по значению приспособленности, определяемому как расстояние до скопления. Процесс выбора можно описать следующим образом:

$$X_{new_i}^g = X_{old_i}^g + rand \times (X_{teacher}^g - TF \times M^g), \tag{6}$$

$$M^g = [m_1^g, m_2^g, \dots, m_D^g].$$

где $X_{old_i}^g$ и $X_{new_i}^g$ обозначают оценку студента i до и после изучения, соответственно, m_j^g обозначает средний балл по предмету j , M^g обозначает среднюю оценку по всем предметам, $X_{old_{teacher}^g}$ обозначает преподавателя.

Раздел изучения позволяет студентам общаться друг с другом, чтобы улучшить оценку. Для сту-

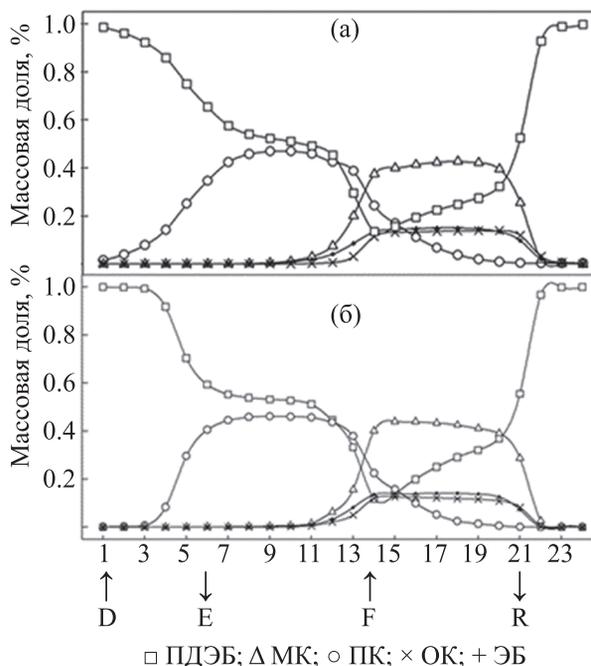


Рис. 2. Расчетный профиль концентрации жидкой фазы: (а) прогнозируемый; (б) фактический.

дента X_i схема изучения корректируется в соответствии с разницей в оценках между студентом X_i и другим случайным студентом X_h ($h \neq i$). Если $Y_i^g < Y_h^g$, тогда X_i лучше, чем X_h , следовательно, X_{new} будет стремиться к X_i . Если $Y_i^g > Y_h^g$, тогда X_{new} будет стремиться к X_h . Схема изучения может быть выражена следующим образом:

$$X_{new_i}^g|_a = \begin{cases} Xold_i^g + rand \times (X_i^g - X_h^g), & \text{если } (Ya_i^g < Ya_h^g) \\ Xold_i^g + rand \times (X_h^g - X_i^g) & \text{в др. случаях} \end{cases} \quad (7)$$

$$X_{new_i}^g|_b = \begin{cases} Xold_i^g + rand \times (X_i^g - X_h^g), & \text{если } (Yb_i^g < Yb_h^g) \\ Xold_i^g + rand \times (X_h^g - X_i^g) & \text{в др. случаях} \end{cases} \quad (8)$$

Обработка альфа-ограничения используется в данной статье для решения задачи многокритериальной оптимизации с ограничениями. Этот метод можно выразить следующим образом:

$$x \succ y \Leftrightarrow \begin{cases} F_x > F_y & \text{если } (\mu(x), \mu(y) \geq \alpha) \\ F_x > F_y & \text{если } (\mu(x) = \mu(y)) \\ \mu(x) \geq \mu(y) & \text{в др. случаях} \end{cases} \quad (9)$$

где F и μ – значения целевой функции и уровень ограничения, соответственно. Если уровни ограничения для x и y равны или удовлетворяют α -ограничению, доминирующие отношения между этими двумя элементами будут определяться целевыми значениями, в противном случае – уровнем ограничения. Этот этап ослабит уровень ограничения и, следовательно, позволит алгоритму сохранить полезную информацию из недопустимых решений во время оптимизации.

Усовершенствованный алгоритм MOTLBO состоит из следующих этапов.

1. *Инициализация.* Задание размера совокупности (N), количества переменных, целевых показателей и итераций, а также границ решения.

2. *Расчет.* Вычисление значения целевой функции для всех элементов, выполнение ранжирования без доминирования и вычисление расстояния до скопления.

3. *Обучение.* Этап обучения выполняется согласно уравнению (6), что помогает улучшить оценку ученика.

4. *Изучение.* Этап изучения выполняется в соответствии с уравнениями (7) и (8).

5. *Выбор.* После этапа изучения производится смешивание и оценка $X_{new}^g|_a$, $X_{new}^g|_b$, $Xold^g$ для получения новых совокупностей с более высокой оценкой.

6. *Итерация.* Если количество итераций, g , меньше максимального значения, $g = g + 1$, процесс вычисления переходит к этапу (3), в противном случае цикл завершается.

Схема тестирования. Чтобы продемонстрировать эффективность улучшенного алгоритма MOTLBO, были выбраны семь тестовых функций STR1-CPT6 и TNK. Кроме того, для сравнения с усовершенствованным MOTLBO использовали алгоритмы MOTLBO и NSGA-II. Возьмем расстояние генерации (GD), чтобы оценить качество решений Парето. Уравнение для GD выглядит следующим образом:

$$GD(P, P^*) = \frac{\sqrt{\sum_{v \in P} d(v, P^*)^2}}{|P|}, \quad (10)$$

где P – множество решений Парето, P^* – истинные решения Парето, $d(v, P^*)$ – минимальное расстояние между элементом P и истинным множеством Парето, значение GD предназначено для описания сходимости алгоритма. Это означает, что все результаты оптимизации находятся в истинном множестве Парето, когда GD равно 0. Данное значение отражает отклонение между результатами оптимизации и истинным множеством Парето. Результаты представлены в табл. 2.

В отношении средних значений улучшенный алгоритм MOTLBO может превзойти два других алгоритма оптимизации. Согласно приведенным выше экспериментальным данным можно сделать вывод, что улучшенный алгоритм MOTLBO эффективен для задач многокритериальной оптимизации.

ЗАДАЧА ОПТИМИЗАЦИИ

В процессе очистки ПК эффективность разделения ПДС может быть измерена по нескольким показателям, таким как расход десорбента, выход ПК, чистота ПК и т.д. Однако эти показатели конфликтуют друг с другом, и единственного оптимального решения не существует. Поэтому очень важно оп-

Таблица 2. Сравнение усовершенствованного алгоритма MOTLBO с алгоритмами MOTLBO и NSGA-II по значению *GD*

Контрольная точка	Усовершенствованный алгоритм MOTLBO		MOTLBO		a	NSGA-II		a
	среднее	отклонение	среднее	отклонение		среднее	отклонение	
СТР 1	1.150E-04	1.895E-05	1.324E-04	1.381E-05	+	6.580E-04	2.834E-04	+
СТР 2	7.411E-05	1.284E-05	1.135E-04	1.910E-05	+	1.025E-03	4.281E-04	+
СТР 3	1.789E-03	4.531E-04	2.292E-03	2.654E-04	+	8.661E-03	1.484E-03	+
СТР 4	1.213E-02	1.475E-03	1.841E-02	5.017E-04	+	2.290E-02	8.461E-03	+
СТР 5	6.391E-04	9.989E-05	8.025E-04	1.334E-04	+	2.810E-03	1.033E-03	+
СТР 6	2.605E-04	3.912E-05	4.748E-04	3.582E-05	+	1.827E-03	5.243E-04	+
TNK	3.918E-04	1.115E-05	3.866E-04	1.326E-05	=	3.762E-04	2.265E-05	=

^a “+/-” – критерий (или ранговый знак) Уилкоксона, который является общим символом, указывающим на эффект метода, “+” означает лучше, а “=” означает отсутствие существенной разницы.

тимизировать процесс ПДС, применяя многокритериальный алгоритм.

В данной работе в качестве целевых показателей выбраны минимизация расхода десорбента и максимизация выхода ПК. Применительно к процессу ПДС есть только четыре независимых переменных расхода потока среди всех переменных, $Q_E, Q_R, Q_D, Q_F, Q_I, Q_{II}, Q_{III}, Q_{IV}$; другими словами, имея четыре определенные переменные, остальные можно вычислить в соответствии с зависимостями между ними. Другая важная переменная – t_S – определяет скорость рециркуляции абсорбента и часто корректируется в соответствии с требованиями выхода и чистоты. В этом случае параметры Q_E, Q_R и t_S выбирают в качестве рабочих переменных для оптимизации. Q_{IV} и Q_F – фиксированные переменные. Математическое выражение задачи оптимизации выглядит следующим образом:

Целевые показатели:

$$\text{Max } J_1 = \text{rec_ПК}(Q_E, Q_R, t_S)$$

$$\text{Min } J_2 = Q_D(Q_E, Q_R, t_S)$$

С учетом

$$\text{pur_ПК} \geq 97.7\%$$

$$\text{rec_ПК} \geq 92.0\%$$

решения и фиксированных переменных:

$$110.4s \leq t_S \leq 112.2s, 435.6 \text{ м}^3/\text{ч} \leq Q_R \leq 463.6 \text{ м}^3/\text{ч}$$

$$175.3 \text{ м}^3/\text{ч} \leq Q_E \leq 205.3 \text{ м}^3/\text{ч}, Q_F = 265.0 \text{ м}^3/\text{ч},$$

$$Q_{IV} = 1000.0 \text{ м}^3/\text{ч},$$

чистоту и выход ПК можно рассчитать по формуле

$$\text{pur_ПК} = \frac{C_{\text{ПК},E}}{C_{\text{ПК},E} + C_{\text{МК},E} + C_{\text{ОК},E} + C_{\text{ЭБ},E}} \times 100\%, \quad (11)$$

$$\text{rec_ПК} = \frac{C_{\text{ПК},E} Q_E}{C_{\text{ПК},F} Q_F} \times 100\%. \quad (12)$$

ОБСУЖДЕНИЕ ОПТИМИЗАЦИИ

Задача оптимизации решается с применением усовершенствованного алгоритма MOTLBO. Для сравнения в статье приведены результаты оптимизации с использованием алгоритмов NSGA-II и MOTLBO. Как показано на рис. 3, расход десорбента увеличивается с увеличением выхода ПК, что указывает на то, что эти два показателя противоречат друг другу, поэтому получить оптимальное решение для обоих показателей невозможно. По сравнению с NSGA-II, результаты с использованием усовершенствованного алгоритма MOTLBO показывают преимущества как с точки зрения сходимости, так и с точки зрения распределения. При выходе ПК ниже 98.1% оптимизированный расход

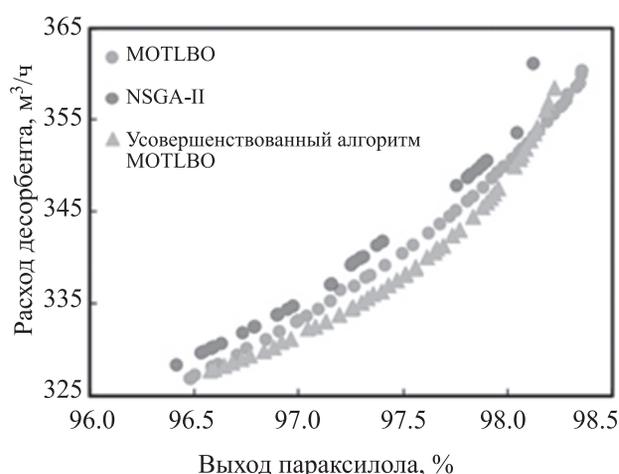


Рис. 3. Оптимальные решения по Парето.

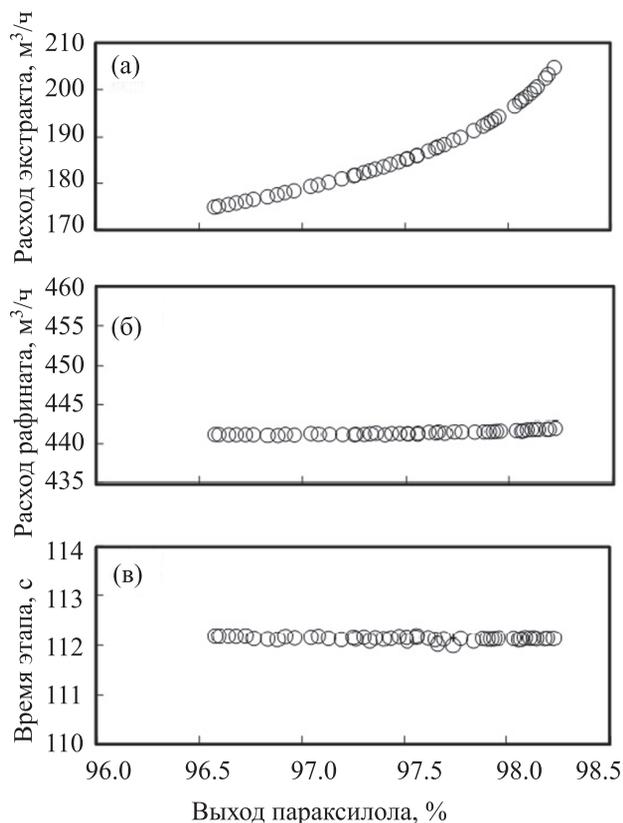


Рис. 4. Значения переменных решений.

десорбента, рассчитанный с помощью усовершенствованного алгоритма MOTLBO, ниже, чем при расчете по алгоритму MOTLBO. Когда выход ПК превышает 98.1%, расход десорбента, рассчитанный с помощью улучшенного алгоритма MOTLBO, выше. Однако в промышленности выход ПК всегда регулируется в диапазоне 92–98%, чтобы избежать большого потребления десорбента. Эти результаты показывают, что усовершенствованный алгоритм MOTLBO очень эффективен для оптимизации процесса ПДС.

На рис. 4 показаны значения переменных решений (t_s , Q_E и Q_R), вычисленные с помощью усовершенствованного алгоритма MOTLBO. Было определено, что для получения более высокого выхода ПК требуется увеличить расход экстракта (Q_E) и потребление десорбента. При этом время этапа (t_s) и расход рафинага (Q_R) в процессе оптимизации практически не изменяются. Эти результаты дают инженеру руководство по использованию ПДС с различными требованиями к десорбции и выходу ПК, что имеет большое значение для повышения

уровня эксплуатации промышленного ПДС слоя при очистке ПК.

Итак, предлагается усовершенствованный алгоритм MOTLBO для оптимизации процесса с ПДС. Алгоритм улучшен путем введения схемы альфа-ограничения для сохранения важной информации в недопустимом решении, что помогает улучшить сходимость и распределение решений для многокритериальной оптимизации.

Усовершенствованный алгоритм MOTLBO применяется для оптимизации процесса ПДС, используемого для очистки ПК. Оптимизированный результат показывает, что: 1) усовершенствованный алгоритм MOTLBO более эффективен при оптимизации ПДС, чем алгоритмы MOTLBO и NSGA-II; 2) расход десорбента увеличивается с выходом ПК; 3) для достижения более высокого выхода ПК необходимо увеличить расход экстракта, одновременно поддерживая на постоянном уровне время этапа и расход рафинага.

ФИНАНСИРОВАНИЕ РАБОТЫ

Исследование выполнено при поддержке Фонда естественных наук Китая (Центр программ фундаментальных наук: № 61988101), Проекта международного (регионального) сотрудничества и обмена № 1720106008 и Фонда естественных наук Китая (№№ 61873093, 61803158).

КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов, требующего раскрытия в данной статье.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Zhi Li, ORCID – <https://orcid.org/0000-0002-7595-8729>

Prof. Weimin Zhong, ORCID – <https://orcid.org/0000-0002-4285-4739>

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Zhang Z., Mazzotti M., Morbidelli M. Multiobjective optimization of simulated moving bed and varicol processes using a genetic algorithm // *J. Chromatogr. A*. 2003. V. 989. P. 95–108. [https://doi.org/10.1016/S0021-9673\(02\)01802-2](https://doi.org/10.1016/S0021-9673(02)01802-2)
2. Yu H.W., Ching C.B. Optimization of a simulated moving bed based on an approximated langmuir model // *AICHE*

- J. 2002. V. 48. P. 2240–2246. [https://doi.org/ 10.1002/aic.690481014](https://doi.org/10.1002/aic.690481014)
3. *Kawajiri Y., Biegler L.T.* Optimization strategies for simulated moving bed and powerfeed processes // *AICHE J.* 2006. V. 52. P. 1343–1350. <https://doi.org/10.1002/aic.10736>
 4. *Kurup A.S., Hidajat K., Ray A.K.* Optimal operation of an industrial-scale parex process for the recovery of *p*-xylene from a mixture of c_8 aromatics // *Ind. Eng. Chem. Res.* 2005. V. 44. P. 5703–5714. <https://doi.org/10.1021/ie0488694>
 5. *Rao R.V., Savsani V.J., Vakharia D.P.* Teaching-learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems // *Comp. Aided Des.* 2011. V. 43. P. 303–315. <https://doi.org/10.1016/j.cad.2010.12.015>
 6. *Rao R.V., Savsani V.J., Vakharia D.P.* Teaching-learning-based optimization: an optimization method for continuous non-linear large scale problems // *Inf. Sci.* 2012. V. 183. P. 1–15. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2011.08.006>
 7. *Niknam T.* A new multi objective optimization approach based on tlbo for location of automatic voltage regulators in distribution systems // *Eng. Appl. Artif. Intell.* 2012. V. 25. P. 1577–1588. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2012.07.004>
 8. *Rao R.V., Patel V.* Multi-objective optimization of heat exchangers using a modified teaching-learning-based optimization algorithm // *Appl. Math. Model.* 2013. V. 37. P. 1147–1162. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2012.03.043>
 9. *Nayak M.R., Nayak C.K., Rout P. K.* Application of multi-objective teaching learning based optimization algorithm to optimal power flow problem // *Procedia Tech.* 2012. V. 6. P. 255–264. <https://doi.org/10.1016/j.protecy.2012.10.031>
 10. *Minceva M., Rodrigues A.* Modeling and simulation of a simulated moving bed for the separation of *p*-xylene // *Ind. Eng. Chem. Res.* 2002. V. 41. P. 3454–3461. <https://doi.org/10.1021/ie010095t>
 11. *Yang M.L., Wei M., Hu R., Ye Z.C., Qian F.* Modeling of the simulated moving bed for xylene separation // *J. Chem. Ind. Eng. (China)*. 2013. V. 64. P. 4335–4341. <https://doi.org/10.3969/j.issn.0438-1157.2013.12.010>