

УДК 004:66.011

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ КОМПРОМИСНЫХ ОПТИМАЛЬНЫХ РЕЖИМОВ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ ГОЛОВНОЙ РЕКТИФИКАЦИОННОЙ КОЛОННЫ В СИСТЕМЕ ВЫДЕЛЕНИЯ ИЗОПРЕНА

^{1,2}Кривошеев В.П., ¹Смирнов А.Н., ¹Закружный В.Д.

¹Дальневосточный федеральный университет, Владивосток,

e-mail: krivosheev.vp@vvsu.ru, smirnov.an@students.dvfu.ru, zakrzhnyi.vd@mail.ru;

²Владивостокский государственный университет экономики и сервиса,
Владивосток, e-mail: vladimir.krivosheev@vvsu.ru

Выполнено моделирование компромиссных оптимальных режимов функционирования головной ректификационной колонны в системе выделения изопрена по критериям оптимальности: отбор кубового продукта требуемого качества и энергетические затраты на процесс разделения. По результатам моделирования выбрана структура нейронной сети. Обучение и проверка адекватности нейронной сети выполнено на объёмах выборки из 441 режима, содержащего информацию по компромиссным решениям для 21 значения расхода питания в колонну и 21 значения состава питания для каждого из значений расхода питания. Для нейросетевого моделирования применена однонаправленная сеть, содержащая девять нейронов в скрытом слое и два нейрона в выходном слое. Обучение нейронной сети выполнялось методом обратного распространения ошибки. Для активации нейронов скрытого слоя использована сигмоидальная функция, а для активации нейронов выходного слоя использована линейная функция. Сеть обучена за 633 итерации по алгоритму Левенберга – Марвардта. Поиск компромиссного решения выполнялся с использованием метода вариации критерия, имеющего в исходной точке поиска наименьшую степень достижения оптимальной величины (цели), до совпадения со степенью достижения цели второго критерия, которая при этом снижалась.

Ключевые слова: ректификационная колонна, многокритериальная оптимизация, нейронная сеть, производительность, энергетические затраты

NEURAL NETWORK MODELING OF COMPROMISE OPTIMAL MODES OF FUNCTIONING OF THE HEAD RECTIFICATION COLUMN IN ISOPRENE ALLOCATION SYSTEM

^{1,2}Krivosheev V.P., ¹Smirnov A.N., ¹Zakrzhnyi V.D.

¹Far Eastern Federal University, Vladivostok, e-mail: krivosheev.vp@vvsu.ru,
smirnov.an@students.dvfu.ru, zakrzhnyi.vd@mail.ru;

²Vladivostok State University of Economics and Service, Vladivostok, e-mail: vladimir.krivosheev@vvsu.ru

The compromise optimal modes of operation of the head distillation column in the isoprene separation system were simulated according to the optimality criteria: selection of a bottled product of the required quality and energy costs for the separation process. Based on the simulation results, the structure of the neural network was selected. The training and verification of the neural network adequacy was performed on a sample of 441 modes containing information on compromise solutions for 21 values of power consumption per column and 21 values of power composition for each of the values of power consumption. For neural network modeling, a unidirectional network was used, containing nine neurons in a hidden layer and two neurons on the output layer. Neural network training was performed using the backpropagation method. A sigmoid function was used to activate neurons of the hidden layer, and a linear function was used to activate the neurons of the output layer. The network was trained for 633 iterations using the Levenberg-Marquardt algorithm. A compromise solution was searched using the criterion variation method which has the lowest degree of achievement of the optimal value (goal) at the starting point of the search to match the degree of achievement of the second criterion goal, which was reducing.

Keywords: distillation column, multicriteria optimization, neural network, productivity, energy costs

Целью работы является создание нейронной сети для прогнозирования оптимальных компромиссных режимов функционирования головной ректификационной колонны в системе выделения изопрена при изменении расхода и состава питания.

Метод моделирования компромиссных оптимальных режимов

В основе метода лежит понятие «степень достижения цели» для рассматриваемых критериев [1]. В области допустимых

управлений при заданных значениях расхода и состава питания выбирается исходная точка поиска. Вычисляются оптимальные значения критериев. Все критерии приводятся к виду, позволяющему достигать наилучшего значения в одном направлении.

$$F(U) = (f_1(U), f_2(U), \dots) \rightarrow \max_{U \in \Omega} \quad (1)$$

при $g_i(U) \leq b_i$,
где $g_i(U)$ – содержание ограничения;
 u – вектор управляющих воздействий.

Отыскивается максимум каждого критерия и значения остальных критериев при полученных управлениях.

Определяется степень достижения цели по каждому из критериев как отношение отклонения текущего значения критерия от его минимальной величины к диапазону его изменения в виде

$$\varphi_j(U) = \frac{F_j - f_j}{\Delta_j}, j = 1, 2, \dots, \quad (2)$$

где F_j – текущее значение критерия оптимальности,
 f_j – минимальное значение критерия оптимальности,

$$\Delta_j = F_j^{\max} - F_j^{\min} = F_j^{\max} - f_j.$$

При этом $0 \leq \varphi_j(u) \leq 1, j = 1, 2, \dots$

Далее выполняем поиск рационального компромиссного решения, как получение максимума наихудшей степени достижения цели по какому-либо критерию при не меньших значениях степеней достижения цели остальными критериями в виде

$$\min_j \varphi_j(u) \rightarrow \max_u$$

$$g_i(u) \leq b_i, i = 1, 2, \dots, m,$$

$$\varphi_k(u) \geq \min_j \varphi_j(u), j = 1, 2, \dots, s.$$

Моделирование компромиссных оптимальных режимов ректификационной колонны в системе выделения изопрена

Нейронную сеть предполагается использовать для поиска компромиссного решения при оптимизации процесса, протекающего в простой ректификационной колонне (рис. 1), по двум критериям: отбор кубового продукта требуемого качества, подлежащий максимизации, и энергетические затраты на проведение технологического процесса, подлежащие минимизации.

Рассматриваемая ректификационная колонна является головной колонной в системе выделения изопрена из продуктов пиролиза.

В колонну, состоящую из 18 теоретических тарелок, питающая смесь подаётся на 9 тарелку при давлении 150 кПа и температуре 49 °С. Перепад давлений по высоте составляет 7 кПа. В колонне К-1 используется полный дефлегматор при давлении 100 кПа. Температура в дефлегматоре составляет – 6,5 °С. Температура в кубе колонны составляет 39 °С.

Расчёты статических режимов колонны в процессе поиска компромиссного

решения выполнялись с использованием программного продукта UniSim Design Suite [2]. Материальный баланс колонны представлен в табл. 1.

Таблица 1
Материальный баланс

Массовый расход, кг/ч	Значение параметра
Питания	13200
Дистиллята	582,06
Кубового продукта	12617,94

Геометрические параметры ректификационной колонны с ситчатыми тарелками, необходимые для расчётов предельных паровых потоков, представлены в табл. 2.

Таблица 2
Основные геометрические параметры колонны и тарелок

Параметр	Значение параметра
Диаметр колонны, м	1,36
Высота секций, м	0,3
Площадь свободного сечения, м ²	0,048
Радиус отверстий тарелки, м	0,002

Покомпонентный состав питания ректификационной колонны представлен в табл. 3.

Таблица 3
Поток фракции C5 пиролиза

Компонент	Содержание, (мольные доли)
Бутадиен-1,3	0,041
Бутен-1	0,012
Н-бутан	0,001
1,3-циклопентадиен	0,018
Изопрен	0,064
Цис-1,3-пентадиен	0,077
Циклопентен	0,258
Циклопентан	0,018
2-метилбутен-1	0,257
Пентен-1	0,224
Изопентан	0,027
Н-пентан	0,002
Углеводороды C ₆	0,002

В состав лёгкой фракции сырья входят три компонента: бутадиен-1,3, бутен-1, н-бутан. Остальные компоненты составляют тяжёлую фракцию. Целевым компонентом является изопрен, выводимый из колонны с кубовым продуктом.

Качество кубового продукта колонны задавалось содержанием в нём лёгкой фракции, не превышающем 0,0001 мольных долей. Остальные параметры ректификационной колонны, характеризующие физические свойства потоков жидкости и пара, представлены в табл. 4.

Таблица 4
Свойства жидкости и пара

Параметр	Значение параметра
Средняя плотность жидкости, кг/м ³	669,44
Мольная масса дистиллята, кг/кмоль	55,66
Мольная масса питания, кг/кмоль	67,29
Средняя мольная масса жидкости, кг/кмоль	62,70
Поверхностное натяжение жидкости, Н/м	0,017

Параметры работы колонны К-1 для базового режима представлены в табл. 5.

Таблица 5
Характеристики и базовый режим ректификационной колонны

Параметр	Значение параметра
Число теоретических тарелок	18
Номер питающей тарелки	9
Расход питания, кг/ч	13200
Давление питающего потока, кПа	150
Температура питающего потока, °С	49
Перепад давлений по высоте колонны, кПа	7
Температура в кубе, °С	39
Давление в дефлегматоре, кПа	100
Температура в дефлегматоре, °С	-6,5
Расход парового потока, кг/ч	7100
Флегмовое число	33
Содержание лёгкой фракции в кубовом продукте, мольные доли	0,0001

Минимальная скорость парового потока определялась по формуле, приведённой в [3]. Минимальное значение парового потока в колонне для базового режима составляет 4900 кг/ч. Выборка для создания нейронной сети получена в результате одномерного поиска компромиссного решения. В качестве варьируемого параметра при оптимизации выбран расход пара в нижней секции колонны V. Этот параметр назначен критерием оптимальности по энергетическим затратам. Второй критерий оптимальности (отбор кубового продукта колонны) определялся в процессе поиска компромиссного решения.

Компромиссное решение получено в виде выборки из 441 режима для 21 значения расхода питания в колонну и 21 значения состава питания при каждом из значений расхода питания. Для изменения состава питания исходная смесь представлялась в виде двух (лёгкой и тяжёлой) фракций. При назначении новых составов по этим фракциям покомпонентный состав формировался пропорционально долям компонентов в соответствующей фазе для базового режима. Компромиссные значения критериев оптимальности от изменения расхода и состава питания представлены на рис. 1 и 2.

Из рисунков следует, что зависимость критериев оптимальности от расхода питания при компромиссном решении имеет линейный характер. От расхода питания эта зависимость кусочно-линейная с местом излома при базовом составе питания.

Нейросетевое моделирование компромиссных решений

Для нейросетевого моделирования использован пакет Neural Networks Toolbox системы MATLAB [4]. В данной задаче применена однонаправленная многослойная сеть, которая обучалась методом обратного распространения ошибки. Объём выборки определён объёмом режимов при компромиссном решении, т.е. 441 режим с 1% шагом по изменению расхода и состава питания в диапазоне $\pm 10\%$ от базового режима.

Нейроны данной сети используют сигмоидальную функцию активации нейронов скрытого слоя и линейной функции активации нейронов выходного слоя. Такая сеть позволяет точно решать задачи многомерной аппроксимации при условии согласованности данных и достаточном количестве нейронов в скрытом слое [4].

В качестве алгоритма обучения принят алгоритм Левенберга – Маквардта, предназначенный для оптимизации параметров нелинейных регрессионных моделей [5]. Среднеквадратичная ошибка нейросетевой модели составила 0,37, что свидетельствует о её высокой точности.

Нейронная сеть содержит 9 нейронов в скрытом слое и 2 в выходном слое. Обучающий набор был распределён следующим образом: 70% на обучение сети, 15% на оценку обобщающих свойств и 15% на тестирование. Сеть обучена за 633 итерации. На рис. 3 приведены результаты моделирования компромиссного решения для выборки из 121 режима, полученные на математической модели и на нейронной сети.

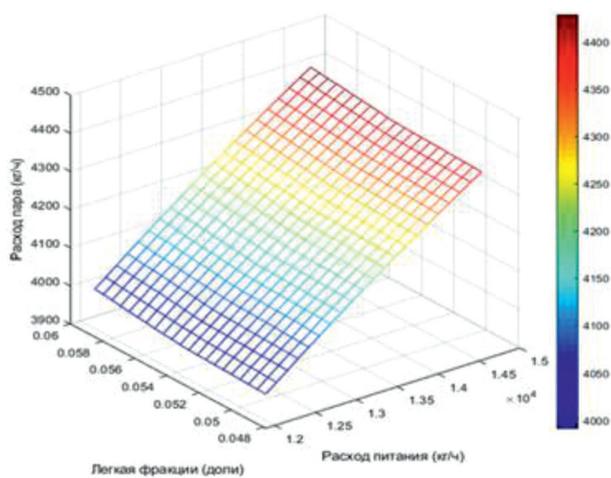


Рис. 1. Зависимость расхода пара от расхода и состава питания при компромиссном решении

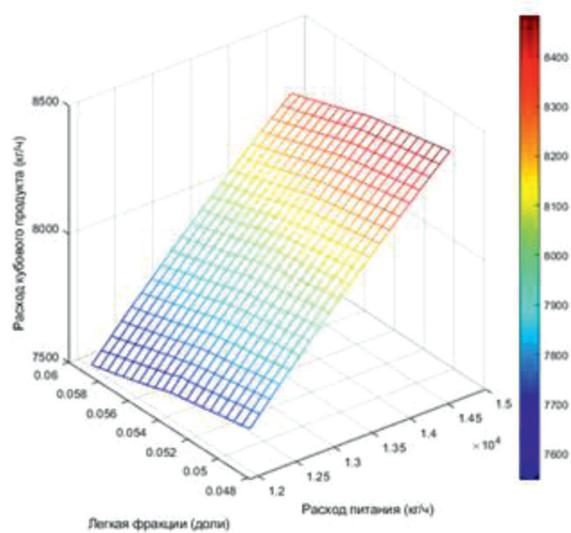


Рис. 2. Зависимость расхода кубового продукта от расхода и состава питания при компромиссном решении

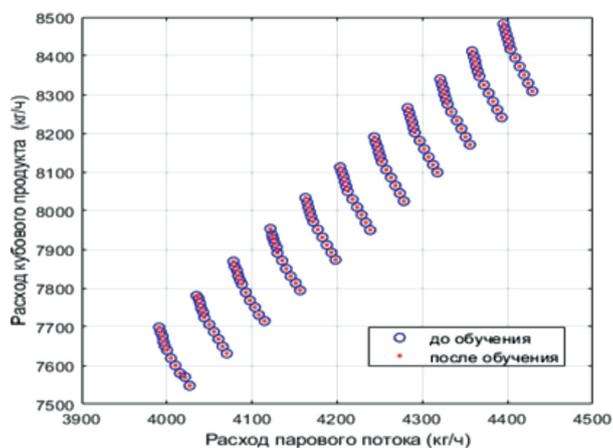


Рис. 3. Сравнение результатов моделирования по обученной нейронной сети с результатами поиска компромиссного решения на статической модели

Из рис. 3 следует практически полное совпадение результатов моделирования компромиссных решений, полученных на математической модели, с результатами нейросетевого моделирования на выбранной нейронной сети.

Выводы

В результате проведённой работы смоделированы компромиссные оптимальные статические режимы работы ректификационной колонны в системе выделения изопрена при изменении расхода и состава питания в 10% зоне отклонений от базовых значений и построены зависимости компромиссных значений расходов парового потока и кубового продукта от расхода и состава питания.

По выборке, полученной при статической двухкритериальной оптимизации при изменении расхода и состава питания, смоделирована и обучена нейронная сеть,

среднеквадратичная ошибка которой составила 0,37. Данные параметры свидетельствуют о высокой точности представления разработанной нейронной сетью результатов статической оптимизации по выбору компромиссного решения для колонны К-1 в системе выделения изопрена.

Список литературы

1. Кривошеев В.П. Теория оптимального управления экономическими системами. Владивосток: Изд-во ВГУЭС, 2010. 140 с.
2. UniSim Design Suite Free Trial of Simulation Software Now Available / Разработчик: Honeywell. [Electronic resource]. URL: <https://www.honeywellprocess.com/en-US/explore/products/advanced-applications/unisim/Pages/unisim-design-suite.aspx> (date of access: 11.01.2020).
3. Скобло А.И., Молоканов Ю.К., Владимиров А.И., Щелкунов В.А. Процессы и аппараты нефтегазопереработки и нефтехимии, 4-е изд., перераб. и доп. М.: ИЦ РГУ нефти и газа, 2012. 725 с.
4. Ахметов Б.С., Горбаченко В.И. Нейронные сети процессов. Алматы: ТОО «Издательство LEM», 2015. 152 с.
5. Marsland S. Machine Learning an Algorithmic Perspective. Boca Raton: CRC Press, 2014. 457 p.