

УДК 004.896

НЕЙРОСЕТЕВОЕ УПРАВЛЕНИЕ ТЕМПЕРАТУРОЙ В КОНТРОЛЬНОЙ ТОЧКЕ ГОЛОВНОЙ РЕКТИФИКАЦИОННОЙ КОЛОННЫ СИСТЕМЫ ВЫДЕЛЕНИЯ ИЗОПРЕНА

Кривошеев В.П., Конышев Н.А., Ефимов И.М., Смирнов А.Н.
*ФГАОУ ВО «Дальневосточный федеральный университет», Владивосток,
e-mail: krivosheev.vp@dvfu.ru*

В настоящее время вопросы создания, моделирования и использования нейронных сетей в различных технологиях занимают значимое место. Это обусловлено как достижениями в развитии теоретических основ построения различных видов нейронных сетей, так и их востребованностью в различных областях знаний и технологий. При разработке нейронных сетей уже сделан переход от связей между входными и выходными переменными в установившихся состояниях объектов исследования к воспроизведению поведения объектов исследования во временной и пространственной областях. Известно применение нейронных сетей в системах управления технологическими объектами. В данной работе представлены исследования по использованию нейронной сети в системе автоматического регулирования одного из широко распространенных энергоемких процессов химической технологии – процесса ректификации – на примере головной ректификационной колонны в системе производства изопрена. В работе был выполнен синтез системы оптимального управления температурой на контрольной тарелке головной ректификационной колонны в производстве изопрена с использованием методики, использующей эффективное моделирование динамических режимов ректификационной колонны в среде UNISIM, и разработана нейронная сеть для вычисления оптимальных настроечных параметров регулятора.

Ключевые слова: нейронная сеть, производство изопрена, ректификационная колонна, температура на контрольной тарелке, система регулирования, оптимальные настройки регулятора

NEURAL NETWORK TEMPERATURE CONTROL AT THE CONTROL POINT OF THE HEAD RECTIFICATION COLUMN OF THE ISOPRENE RECOVERY SYSTEM

Krivosheev V.P., Konyshev N.A., Efimov I.M., Smirnov A.N.
Far Eastern Federal University, Vladivostok, e-mail: krivosheev.vp@dvfu.ru

Currently, the issues of creating, modeling and using neural networks in various technologies occupy a great place. The reasons for this are advances in the development of the theoretical foundations for building different types of neural networks as well as the demand in various fields of knowledge and technology. When developing neural networks, they had already made a transition from the connections between input and output variables in steady states of research objects to reproducing the behavior of research objects in the time and spatial fields. They know about the use of neural networks in control systems for the technological facility. This paper presents studies on the use of a neural network in an automatic control system by one of the widespread energy-intensive processes of chemical technology – the rectification process using the example of the head rectification column in the isoprene production system. The synthesis of an optimal temperature control system on the control plate of the head distillation column in isoprene production was performed using a technique that uses effective modeling of the dynamic modes of the distillation column in the UNISIM environment, and a neural network was developed to calculate the optimal tuning parameters of the controller.

Keywords: neural networks, isoprene production, rectification column, temperature on the control tray, control system, optimal regulator adjustment

Цель работы состоит в создании нейронной сети для стабилизации температуры в контрольной точке головной ректификационной колонны в производстве изопрена [1] при изменении расхода и состава питания. Для достижения цели решаются следующие задачи.

1. В программной среде UniSim Design Suite [2] создаются незатухающие колебания исследуемой системы и по известным методикам определяются оптимальные настроечные параметры регуляторов в заданном диапазоне изменения расхода и состава питания.

2. Выполняется анализ чувствительности оптимальных значений настроечных параметров регуляторов при воздействиях

по расходу и составу питания в ректификационную колонну и выделяются контуры регулирования со значимой чувствительностью оптимальных настроечных параметров их регуляторов.

3. Для систем со значимой чувствительностью оптимальных настроечных параметров регуляторов выбирается структура нейронной сети и выполняется ее обучение по выборке, полученной в пункте 1.

4. Оценивается точность нейронной сети по значениям настроечных параметров регулятора, полученным при воздействиях со стороны расхода и со стороны состава питания в системе регулирования, при настройках регуляторами по типовой методике и с использованием нейронной сети.

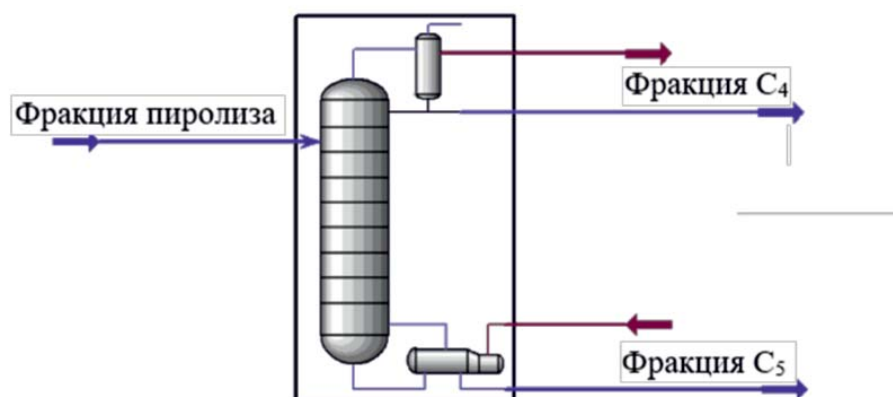


Рис. 1. Схема колонны К-1

5. Приводятся переходные процессы в системе регулирования температуры в контрольной точке колонны при воздействии на колонну изменением расхода питания с настройками регулятора, вычисленными по типовой методике, и с настройками регулятора, выданными нейронной сетью.

Колонна К-1 предназначена для стабилизации фракции пиролиза. Схема колонны представлена на рис. 1.

Данная колонна является простой, состоит из 18 тарелок. В базовом режиме питающая смесь подается при температуре 49 °С и давлении 150 кПа на 9-ю тарелку. Температура в дефлегматоре – минус 6,5 °С. Температура в кубе – 39 °С. Моделирование статического режима работы колонны выполнялось с использованием программного продукта UniSim Design Suite. Материальный баланс колонны представлен в табл. 1.

Таблица 1

Материальный баланс

Название потока	Массовый расход, кг/ч
Питание	13200
Дистиллят	582
Кубовый продукт	12618

Состав питания колонны К-1 представлен в табл. 2.

Целевым веществом является изопрен. В состав легкой фракции входят: бутадие-н-1,3, бутен-1, н-бутан. Изопрен входит в тяжелую фракцию. Состав питания формировался путем варьирования доли одной из фракций в питании. При этом содержание индивидуальных компонентов задавалось по доле их содержания в соответствующей

фракции базового состава питания. При моделировании базового статического режима ректификационной колонны содержание легкой фракции в кубовом продукте составляло 0,0001 мольной доли, паровой поток – 7100 кг/ч при флегмовом числе 33,9.

Таблица 2

Поток фракции пиролиза

Компонент	Содержание (мольные доли)
Бутадие-н-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

Схема системы управления колонной представлена на рис. 2.

Предполагается использование нейронной сети для определения настроечных параметров регулятора температуры в контрольной точке колонны со структурой, представленной на рис. 3. В качестве исходных данных на сеть поступают значения расхода и состава питания, а на выходе сети получают настроечные параметры регулятора. На схеме 2 нейронная сеть обозначена как математический преобразователь.

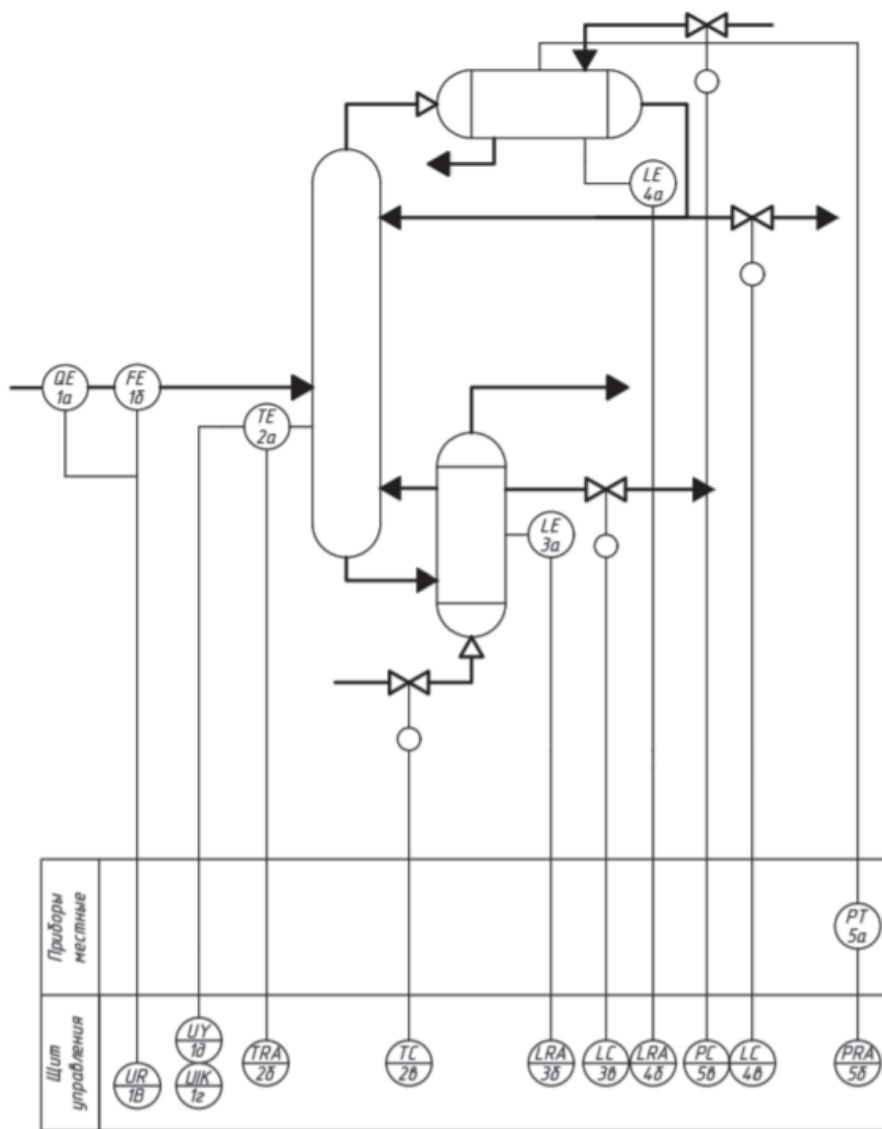


Рис. 2. Схема управления колонной К-1

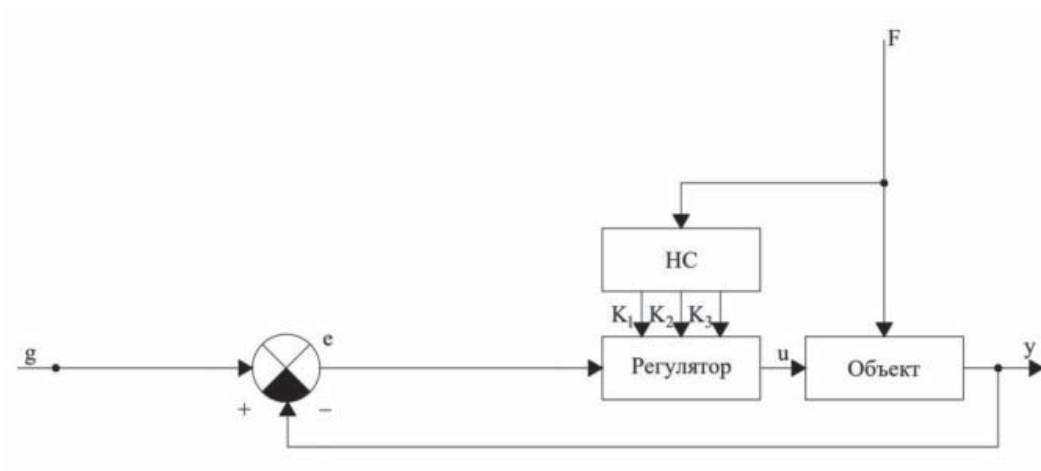


Рис. 3. Структурная схема САУ с использованием нейронной сети в качестве блока подстройки параметров регулятора

Рассмотрим ПИД-регулятор, уравнение динамики которого имеет вид (1):

$$u(t) = K_1 e(t) + K_2 \int_0^t e(t) dt + K_3 \frac{de(t)}{dt}, \quad (1)$$

где K_1 , K_2 , K_3 – коэффициенты усиления по пропорциональной, интегральной и дифференциальным составляющим соответственно.

Задача нейронной сети – определение оптимальных параметров K_1 , K_2 и K_3 , при которых обеспечивается минимальная ошибка регулирования $e(t)$.

Известна положительная оценка применения такой системы для автоматического управления колонной экстрактивной ректификации [3].

В исследуемой системе управления колонной (рис. 2) значения оптимальных настроечных параметров регулятора давления в колонне, регулятора уровня во флегмовой емкости и регулятора уровня в ребойлере практически не изменялись при изменении расхода и состава питания в колонну. В связи с этим построение нейронной сети сохранило следующие этапы:

1) определение контрольной точки в виде контрольной тарелки в колонне относительно оптимального статического режима при базовых значениях расхода и состава питания;

2) выбор критерия оптимальности переходного процесса в системе регулирования и определение оптимальных настроечных параметров ПИ – регулятора температуры на контрольной тарелке при скачкообразных воздействиях по расходу и составу питания относительно их выбранных значений из исследуемого диапазона расхода и состава питания;

3) выбор структуры нейронной сети, ее обучение и проверка точности.

Определение контрольной тарелки

В качестве контрольной была выбрана тарелка, температура на которой обладает наибольшей чувствительностью. Для примера отклонение температурного профиля по высоте колонны при уменьшении расхода питания на 2% приведено на рис. 4.

Аналогично качественная картина наблюдается и по другим каналам. 4-я тарелка выбрана в качестве контрольной. Ее значение в базовом режиме составило 17,383 °С.

Определение настроечных параметров регулятора выполнялось по методу Циглера–Никольса [4]. Суть метода заключается в экспериментальном исследовании замкнутой системы регулирования, состоящей из П-регулятора и объекта регулирования. Коэффициент передачи регулятора K_n ва-

рьируется до значения $k_{кр}$, при котором система выходит на колебательную границу устойчивости с частотой ω_k . Оптимальные значения настроечных параметров ПИ-регулятора при приемлемом значении величины перерегулирования и степени затухания на уровне до 0,75 выбираются из условий для ПИ-регулятора с передаточной функцией $W = K_1 + K_0 S$, где $K_1 = 0,45k_{кр}$, $K_0 = 0,08k_{кр} \omega_k$. Для состояния колонны относительно базового статического режима получены: $k_{кр} = 161$, $\omega_k = 94,25$ 1/мин. При этом воспроизведение колебательного процесса выполнялось в среде UNISIM, что явилось одним из предпочтений, сделанных в пользу выбранного метода определения оптимальных настроек.

Получение нейронной сети

Для получения обучающей выборки были определены оптимальные настроечные параметры ПИ-регулятора относительно 154 статических состояний колонны К-1. Для моделирования нейронных сетей использовался пакет Neural Networks Toolbox системы MATLAB [5]. Выбрана однонаправленная многослойная сеть, которая обучалась методом обратного распространения ошибки. Обучение сети выполнялось по алгоритму Левенберга–Маквардта [6], который, варьируя весовыми коэффициентами, минимизирует среднеквадратичную ошибку сети на обучающей выборке. Наилучший результат показала нейронная сеть, имеющая во внутреннем слое 19 нейронов. Структура данной нейронной сети представлена на рис. 5.

Нейронная сеть обучилась за 23 эпохи, среднеквадратичная ошибка выходных данных сети составила 14,03. Результат обучения представлен на рис. 6.

Результаты исследования и их обсуждение

Проверка точности нейронной сети представлена в табл. 3. В ней приведены настроечные параметры регулятора, полученные по методике вычисления оптимальных настроек и выданные нейронной сетью для 9 условий питания: для минимального расхода питания при минимальном, номинальном и максимальном содержании легколетучих компонентов в питании; для номинального расхода питания при минимальном, номинальном и максимальном содержании легколетучих компонентов в питании и для максимального расхода питания при минимальном, номинальном и максимальном содержании легколетучих компонентов в питании. Полученные данные представлены в табл. 3.

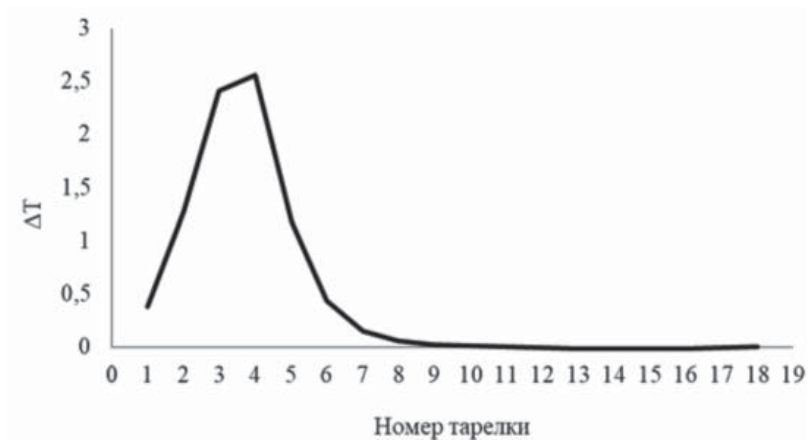


Рис. 4. Зависимость отклонения температур от номера тарелки при уменьшении расхода питания на 2% от базового значения

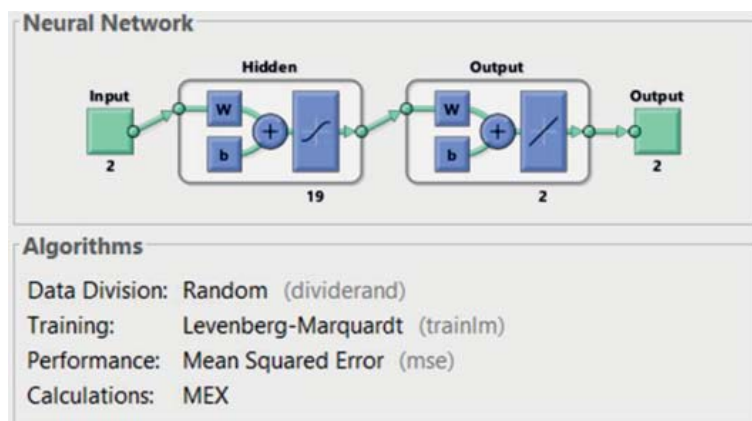


Рис. 5. Структура нейронной сети

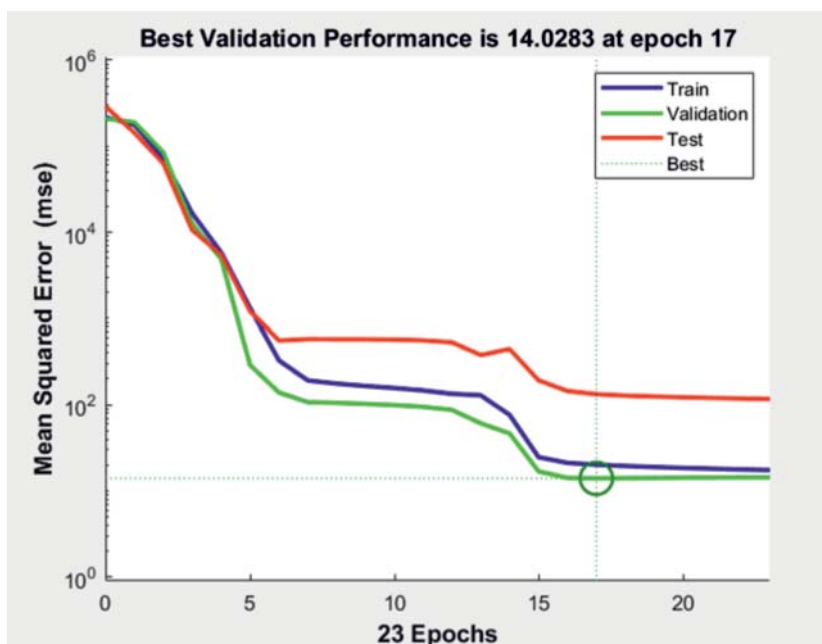


Рис. 6. Результат обучения нейронной сети

Таблица 3

Проверка нейронной сети

Расход питания, кг/ч	Мольная доля легких компонентов	Параметрический синтез		Нейронная сеть	
		Кп	Ки, 1/мин	Кп	Ки, 1/мин
10560	0,0504	68,4	1146,1	68,7	1148,2
10560	0,0531	69,3	1161,1	70,9	1169,3
10560	0,0558	70,7	1183,8	71,5	1178,2
13200	0,0504	71,6	1198,8	73,1	1199,0
13200	0,0531	69,8	1168,7	70,2	1177,3
13200	0,0558	69,5	1164,9	71,0	1156,4
13992	0,0504	110,7	1854,8	109,1	1862,5
13992	0,0531	109,4	1832,2	107,7	1827,0
13992	0,0558	108,5	1817,1	107,9	1820,2

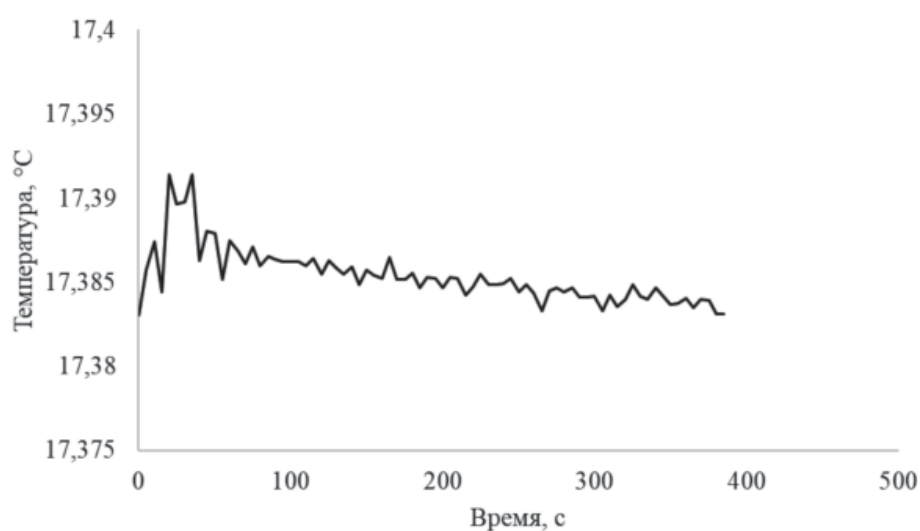


Рис. 7. Переходной процесс при настроечных параметрах ПИ-регулятора, полученных в результате параметрического синтеза системы регулирования температуры на контрольной тарелке

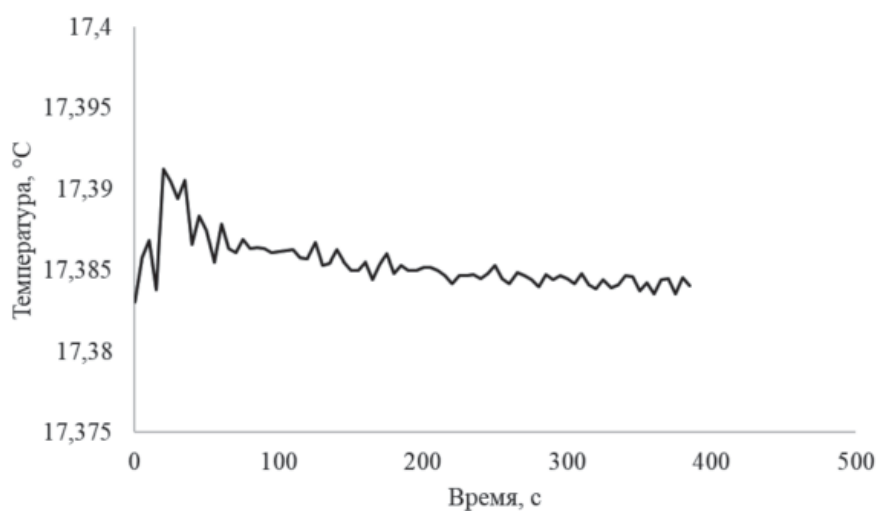


Рис. 8. Переходной процесс системы регулирования температуры на контрольной тарелке при настроечных параметрах ПИ-регулятора, полученных при помощи нейронной сети

Из таблицы следует, что нейронная сеть выдает значения настроечных параметров регулятора, близкие к значениям, полученным при параметрическом синтезе системы регулирования температуры на контрольной тарелке по известной методике. Это позволяет использовать ее как блок подстройки параметров регулятора температуры при изменении расхода и состава питания ректификационной колонны. Следует отметить, что оптимальные настроечные параметры регулятора значительно изменяются в рассматриваемом диапазоне расхода и состава питания. Оптимальное значение коэффициента K_1 изменяется на 40%, а коэффициента K_0 – на 60%. На рис. 7 представлен переходный процесс для возмущения по расходу питания в колонну относительно базового статического режима, полученный при использовании исходных настроечных параметров.

На рис. 8 показан переходный процесс системы регулирования температуры на контрольной тарелке при использовании настроечных параметров, полученных с помощью нейронной сети.

Выводы

Выполнен синтез системы оптимального управления температурой на контрольной тарелке головной ректификационной колонны в производстве изопрена с использованием методики, использующей эффективное моделирование динамических режимов ректификационной колонны в среде UNISIM, и разработана нейронная сеть для вычисления оптимальных настроечных параметров регулятора.

Для обучения нейронной сети получена выборка оптимальных настроечных

параметров ПИ-регулятора относительно 154 оптимальных статических режимов, выбрана и обучена нейронная сеть.

Подтверждена высокая точность разработанной нейронной сети сравнением по предсказанным значениям настроек регулятора сетью с оптимальными значениями, вычисленными по типовой методике в широком диапазоне изменения расхода и состава питания.

Приведена иллюстрация переходных процессов в системе регулирования температуры на контрольной тарелке при настроечных параметрах ПИ-регулятора, полученных по типовой методике и при помощи нейронной сети. Сравнение переходных процессов, представленных на указанных рисунках, подтверждает их близость по виду и по количественной оценке.

Список литературы

1. Кривошеев В.П., Филимонцев Е.А., Ефиомв И.М. Синтез системы управления ректификационными колоннами К-1 и К-2 в производстве изопрена // Современные наукоемкие технологии. 2019. № 12. С. 68–72.
2. UniSim Design Suite – Free Trial of Simulation Software Now Available. Honeywel. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.honeywellprocess.com/en-US/explore/products/advanced-applications/unisim/Pages/unisim-design-suite.aspx> (дата обращения: 15.02.2021).
3. Thiago Gonçalves das Neves, Wagner Brandão Ramos, Gilvan Wanderley de Farias Neto, Romildo Pereira Brito. Intelligent control system for extractive distillation columns. Korean J. Chem. Eng. 2018. № 35(4). P. 826–834. DOI: 10.1007/s11814-017-0346-0.
4. Вадутов О.С. Настройка типовых регуляторов по методу Циглера Никольса. Томск: Издательство Томского политехнического университета, 2014. 10 с.
5. Ахметов Б.С. Нейронные сети процессов. Алматы: ТОО «Издательство LEM», 2015. 152 с.
6. Демиденко Е.З. Оптимизация и регрессия. М.: Изд-во Наука, 1989. 296 с.