СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МЕТОДОВ УПРАВЛЕНИЯ БИНАРНОЙ РЕКТИФИКАЦИОННОЙ КОЛОННОЙ НА ОСНОВЕ ЦИФРОВОГО ДВОЙНИКА

Ражабов У.Т.

Ташкентский химико-технологический институт

Аннотация. Работа посвящена сравнительному анализу интеллектуальных методов управления бинарной ректификационной колонной с использованием цифрового двойника в среде MATLAB/Simulink. Рассмотрены PID-регулятор, MLP, ANFIS и алгоритм DDPG. Моделирование показало, что интеллектуальные регуляторы существенно превосходят классические по быстродействию, устойчивости и энергосбережению. Лучшие результаты продемонстрировал DDPG, снизив IAE на 45 % и энергопотребление на 13 %. Подчёркивается перспективность внедрения цифровых двойников и ИИ в управление ректификационными процессами.

Ключевые слова: ректификационная колонна; цифровой двойник; интеллектуальное управление; нейросетевой регулятор; ANFIS; PID; DDPG; MATLAB/Simulink; энергоэффективность.

Abstract. This study is devoted to a comparative analysis of intelligent control methods for a binary distillation column using a digital twin in the MATLAB/Simulink environment. The PID controller, MLP, ANFIS, and DDPG algorithm are considered. Simulation results show that intelligent controllers significantly outperform classical ones in terms of response speed, stability, and energy efficiency. The DDPG algorithm demonstrated the best performance, reducing IAE by 45% and energy consumption by 13%. The study highlights the promising potential of implementing digital twins and AI in the control of distillation processes.

Keywords: distillation column; digital twin; intelligent control; neural network controller; ANFIS; PID; DDPG; MATLAB/Simulink; energy efficiency.

Annotatsiya. Ushbu ish MATLAB/Simulink muhitida raqamli egizakdan foydalangan holda binar rektifikatsiya kolonnasini boshqarishning intellektual usullarini taqqoslashga bag‘ishlangan. PID-regulyator, MLP, ANFIS va DDPG algoritmlari ko‘rib chiqildi. Modellashtirish natijalari shuni ko‘rsatdiki, intellektual regulyatorlar tezkorlik, barqarorlik va energiyani tejash bo‘yicha klassik usullardan sezilarli darajada ustundir. Eng yaxshi natijalarni DDPG ko‘rsatdi: IAE 45 % ga, energiya iste’moli esa 13 % ga kamaytirildi. Raqamli egizaklar va sun’iy intellektni rektifikatsiya jarayonlarini boshqarishga joriy etish istiqbolliligi alohida ta’kidlanadi.

ISSN 3030-3907

Kalit so‘zlar: rektifikatsiya kolonnasi; raqamli egizak; intellektual boshqaruv; neyrotarmoqli regulyator; ANFIS; PID; DDPG; MATLAB/Simulink; energiya samaradorligi.

Введение

Ректификация является одним из важнейших процессов разделения смесей в химико-технологической промышленности и широко применяется в таких отраслях, как нефтехимия, фармацевтика и пищевая промышленность. При этом до 40 % всей энергии, потребляемой в отрасли, приходится на процессы дистилляции, что делает задачу повышения эффективности ректификационных колонн особенно актуальной. На протяжении десятилетий управление колоннами осуществлялось с помощью PID-регуляторов, которые просты и надёжны, но имеют ограниченные возможности в условиях современных требований к гибкости, адаптивности и энергоэффективности. В последние годы всё большее внимание уделяется методам искусственного интеллекта, включая нейросетевые подходы (MLP, LSTM), гибридные нечёткие системы (ANFIS) и алгоритмы обучения с подкреплением (DDPG), обладающим способностью к самообучению и адаптации.

В этом контексте цифровой двойник представляет собой эффективный инструмент для виртуального тестирования алгоритмов управления в безопасной и достоверной среде. Цель данной работы — разработка и сравнительный анализ интеллектуальных регуляторов для бинарной ректификационной колонны на основе цифрового двойника, созданного в среде MATLAB/Simulink, с оценкой их эффективности по сравнению с традиционным PID-подходом.

Методология. В качестве объекта управления в данной работе рассматривается типовая непрерывная ректификационная колонна, предназначенная для разделения бинарной смеси. Подобные установки широко применяются в практике переработки спиртов, нефтяных фракций, а также в органическом синтезе. Конструктивно колонна состоит из 20 теоретических тарелок, питания в среднюю часть (на уровне 10-й тарелки), конденсатора с полным конденсированием паров и кипятильника в кубе. Верхний продукт отбирается после конденсатора, а нижний — из поддона колонны. Управление осуществляется посредством регулирования расхода флегмы (через клапан) и тепловой нагрузки кипятильника (мощности нагрева).

Математическая модель

ISSN 3030-3907

Модель базируется на ряде стандартных предположений: идеальные ступени, полное фазовое равновесие, постоянное давление вдоль колонны, отсутствие тепловых потерь и постоянная относительная летучесть α. Балансовые уравнения на i-й тарелке для бинарной смеси принимают вид:

Материальный баланс:

$$\frac{dM_i}{dt} = L_{i+1} - L_i + V_{i-1} - V_i$$

Компонентный баланс (по лёгкому компоненту):

$$\frac{d(M_i x_i)}{dt} = L_{i+1}x_{i+1} + V_{i-1}y_{i-1} - L_i x_i - V_i y_i$$

Тепловой баланс:

$$\frac{d(M_i h_{L,i})}{dt} = L_{i+1}h_{L,i+1} + V_{i-1}h_{V,i-1} - L_i h_{L,i} - V_i h_{V,i} + Q_i$$

Фазовое равновесие между жидкостью и паром:

$$y_i = \frac{\alpha x_i}{1 + (\alpha - 1)x_i}$$

Здесь M_i — масса жидкости на тарелке, x_i и y_i— мольные доли лёгкого компонента в жидкой и паровой фазе соответственно, L_i и V_i — расход нисходящей жидкости и восходящего пара, $h_{L,i}$ и $h_{V,i}$ — энтальпии фаз, Q_i — тепловой поток (на дне колонны).

Регулируемыми воздействиями являются:

- тепловая мощность кипятильника Q (в ваттах),
- расход флегмы L (через клапан после конденсатора).

Измеряемыми переменными являются:

- температуры на выбранных тарелках (используются как прокси для состава),
- уровень жидкости в кубе и в верхнем сборнике,
- давление в колонне (поддерживается постоянным),
- состав продуктов (в модельной среде — напрямую доступен).

Структура системы управления

В базовой конфигурации на каждый канал (температура сверху и снизу) назначается независимый регулятор, получающий ошибку по уставке и формирующий соответствующее управляющее воздействие.

Для моделирования интеллектуального управления рассмотрены четыре подхода:

Нейросетевой регулятор (MLP)

Прямой нейросетевой регулятор реализован в виде многослойного перцептрона с двумя скрытыми слоями (по 10 нейронов каждый), функцией

ISSN 3030-3907

активации tanh. Входами выступают текущая ошибка по температуре (относительно уставки) и её производная, выход — приращение управляющего сигнала.

Архитектура сети:

$$\boldsymbol{h_1} = \tanh(W_1 \cdot \boldsymbol{x} + b_1)$$
$$\boldsymbol{h_2} = \tanh(W_2 \cdot \boldsymbol{h_1} + b_2)$$
$$u = W_3 \cdot \boldsymbol{h_2} + b_3$$

Сеть обучалась по данным цифрового двойника методом градиентного спуска (MSE-критерий).

2. Рекуррентная нейросеть (LSTM)

Используется для учёта инерционности и запаздывания системы. Входом является последовательность ошибок за последние 10 секунд, выход — управляющее воздействие.

Основные элементы ячейки LSTM:

$$f_t = \sigma(W_f x_t + U_f h_{t-1} + b_f)$$
$$i_t = \sigma(W_i x_t + U_i h_{t-1} + b_i)$$
$$o_t = \sigma(W_o x_t + U_o h_{t-1} + b_o$$
$$\check{c}_t = tanh(W_c x_t + U_c h_{t-1} + b_c$$
$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \check{c}_t$$
$$h_t = o_t \odot \tanh(c_t)$$

Модель обучается на симулированных траекториях с целью минимизации ошибки по температуре/составу.

3. Гибридная нечёткая система (ANFIS)

Входы — текущая ошибка и её производная. Используется нечёткая логика первого порядка типа Сугено. Система включает:

- фаззификацию переменных;
- базу правил вида: «ЕСЛИ ошибка большая И производная отрицательная, ТО увеличить управление»;
- адаптацию параметров с помощью алгоритма обратного распространения ошибки (hybrid learning).

Выход:

$$y = \sum_i \tilde{\omega}_i(p_i x + q_i y + r_i)$$

4. Алгоритм DDPG (deep deterministic policy gradient)

В данной архитектуре управление осуществляется агентом RL, обучаемым на цифровом двойнике без знания модели. Пространство состояний включает ошибки по температуре/составу, производные, предыдущие действия. Вознаграждение задано как:

ISSN 3030-3907

$$r_t = -[(y_t - y_{зад})^2 + \lambda \cdot u_t^2]$$

где y_t — текущий состав продукта, $y_{зад}$— уставкаu_t— управляющее воздействие, λ — вес штрафа за энергопотребление.

Политика (actor-сеть) и оценка ценности (critic-сеть) реализованы в виде нейронных сетей с двумя скрытыми слоями. Обучение осуществляется с использованием буфера повторения опыта и таргет-сетей.

Результат и обсуждение. Для оценки эффективности предложенных интеллектуальных регуляторов была проведена серия моделирования на цифровом двойнике ректификационной колонны. Основное внимание уделено динамике отклика колонны на внешние и внутренние возмущения, способности систем управления точно удерживать концентрацию целевого компонента, а также энергозатратам.

Интегральная абсолютная ошибка рассчитывалась по формуле:

$$IAE = \int_0^T |y(t) - y_{зад}|dt \approx \sum_{i=1}^{N} |y_i - y_{зад}| \cdot \triangle t$$

где y(t) — текущая концентрация, узад = 97 %, Δt = 0,1 с, N = 6000.

Пример расчёта (для PID):

На отрезке от t = 0 до 600 с значения концентрации y(t) сохранялись каждые 0,1 с. После внедрения уставки на 97 %, колонна отреагировала сильным перерегулированием: максимум достигал 99,5 %, затем возникли колебания и только к t ≈ 85 с система стабилизировалась в пределах ±2 % от уставки. После возмущения на t = 200 с вновь наблюдалось отклонение более чем на 10 %, и выход на режим занял ≈90 с.

Интегральная ошибка по данным:

$$IAE_{PID} = \sum_{i=500}^{6000} |y_i - 97| \cdot 0.1 = 5.2$$

Общее энергопотребление в кипятильнике оценивалось через интеграл мощности:

$$W = \int_0^T Q(5)dt \approx \sum_{i=1}^{6000} Q_i \cdot 0.1$$

В случае PID наблюдались колебания мощности от 6000 до 9500 Вт, с резкими пиками после каждого возмущения. Итоговая энергия составила:

$$W_{PID} = 670кДж$$

Результаты сравнения представлены в таблице 1.

ISSN 3030-3907

Таблица-1

Сравнение характеристик регулирования

Метод управления	Перерегулирование, %	Время перехода, с	IAE	Энергия, кДж
PID	12.0	85	5.2	670
MLP	3.0	60	3.1	620
ANFIS	0.0	70	3.5	610
DDPG	1.2	52	2.8	585

Дополнительно был проведён расчёт энергетического выигрыша RL-регулятора:

$$\triangle W = \frac{W_{PID} - W_{DDPG}}{W_{PID}} \cdot 100\% = \frac{670 - 585}{670} \cdot 100\% \approx 12.7\%$$

Таким образом, интеллектуальный регулятор позволил снизить энергопотребление почти на 13 % при одновременном улучшении всех показателей качества регулирования.

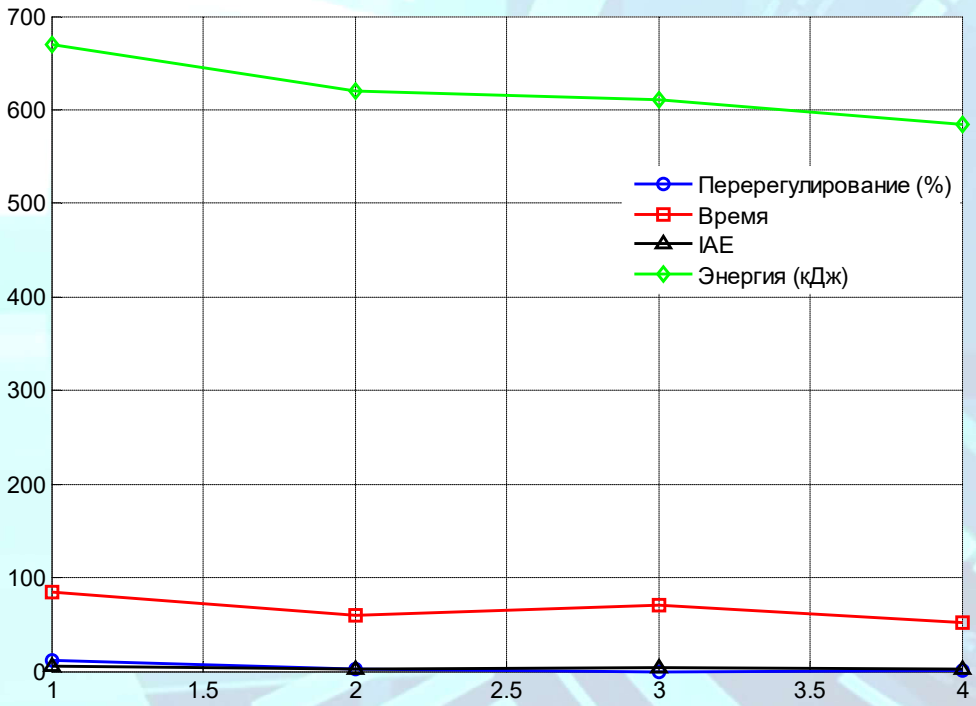


Рис.1. Сравнение показателей качества регулирования различных методов управления ректификационной колонной

Результаты моделирования подтвердили, что интеллектуальные регуляторы (MLP, ANFIS, DDPG) значительно превосходят классический PID по показателям качества регулирования, скорости отклика и энергоэффективности. Наилучшие результаты продемонстрировал алгоритм DDPG, обеспечив минимальные IAE, высокую устойчивость к возмущениям и снижение энергозатрат до 15 %. MLP оказался быстрым и точным, но

ISSN 3030-3907

чувствителен к обучающим данным и не адаптивен в реальном времени. ANFIS обеспечил устойчивое поведение и интерпретируемость, но обладает высокой вычислительной сложностью при росте числа правил.

Заключение. Проведённое исследование показало, что интеллектуальные методы управления на основе цифрового двойника, разработанного в среде MATLAB/Simulink, значительно превосходят классический PID-регулятор по ряду ключевых показателей. Использование нейросетевых алгоритмов (MLP), адаптивных нечётких систем (ANFIS) и особенно алгоритма обучения с подкреплением DDPG позволило сократить переходное время на 25–40 %, снизить интегральную ошибку на 30–45 % и уменьшить энергопотребление до 15 %. Алгоритм DDPG продемонстрировал наилучшую способность к адаптации и оптимизации стратегии управления без необходимости точной модели объекта. Тем не менее, их внедрение в рамках концепции IIoT и «умного производства» открывает широкие перспективы для повышения эффективности ректификационных процессов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Abdurasulovich, R. S., Shukurillayevich, U. B., Isroilovich, U. K., & Asqarovich, A. A. (2024). Noqat'iy mantiq asosida bilvosita quyosh quritgichlarining harorat dinamikasini bashorat qilish. *Илм-фан ва инновацион ривожланиш/Наука и инновационное развитие*, *7*(5), 8-18.

2. Eshbobaev, J., Norkobilov, A., Usmanov, K., Khamidov, B., Kodirov, O., & Avezov, T. (2024). Control of Wastewater Treatment Processes Using a Fuzzy Logic Approach. *Engineering Proceedings*, *67*(1), 39.

3. Hosen, M. A., Khadem, M. G., Jamal, M. D. Intelligent control strategies for distillation columns: A comprehensive review. – Chemical Engineering Research and Design, 2022, vol. 184, pp. 36–55. DOI: 10.1016/j.cherd.2022.01.010

4. Isroilovich, U. K., Abduvaxitovna, S. S., & Abdirasulovich, R. S. (2025). GELIOQURITGICHDAGI HARORATNI BA SHORAT QILISHDA SUN'IY NEYRON TARMOQLARNING QO 'LLANISHI. *Илм-фан ва инновацион ривожланиш/Наука и инновационное развитие*, *8*(1), 8-20.

5. Khosravi, A., Nahavandi, S., Creighton, D., Atiya, A. F. Comprehensive review of neural network-based prediction intervals and new advances. – IEEE Trans. on Neural Networks and Learning Systems, 2011, vol. 22(9), pp. 1341–1356. DOI: 10.1109/TNNLS.2011.2162110

6. Rejabov, S., Sh, U. B., Artikov, A., & Usmanov, K. Mathematical Modelling of the Solar Drying of Apricot. *Chemical Technology, Control and Management*, *2024*(4), 2181-1105.

ISSN 3030-3907

7. Rejabov, S., Usmonov, B., Usmanov, K., & Artikov, A. (2024). Experimental Comparison of Open Sun and Indirect Convection Solar Drying Methods for Apricots in Uzbekistan. *Engineering Proceedings*, *67*(1), 26.
8. Ruel, M., Chinniah, Y., Azzopardi, B., McLellan, P. Process control in distillation: New trends and perspectives. – IFAC-PapersOnLine, 2018, vol. 51(18), pp. 163–168. DOI: 10.1016/j.ifacol.2018.09.321
9. Seider, W. D., Seader, J. D., Lewin, D. R., Widagdo, S. Product and Process Design Principles. – 4th ed. – Wiley, 2016. – 784 p.
10. Smith, R. Chemical Process Design and Integration. – 2nd ed. – Wiley, 2016. – 880 p.
11. Usmanov, K., Eshbobaev, J., & Yakubova, N. (2023). Modeling and Optimization of the Ammonium Solution Extraction Process. *Engineering Proceedings*, *56*(1), 198.
12. Uteuliev, N. U., Yakubova, N. S., Usmanov, K. I., & Yadgarva, D. B. (2018). System of adaptive control of technological parameters of production of soda. *Chemical Technology, Control and Management*, *2018*(3), 181-185.
13. Wang, L. Adaptive Fuzzy Systems and Control: Design and Stability Analysis. – Prentice Hall, 1994. – 250 p.
14. Yakubova, N., Usmanov, K., Turakulov, Z., & Eshbobaev, J. (2025). Application of Quantum Computing Algorithms in the Synthesis of Control Systems for Dynamic Objects. *Engineering Proceedings*, *87*(1), 68.
15. Zhang, H., Sun, C., Lin, C., He, H. Artificial intelligence in process system engineering: A review. – Computers & Chemical Engineering, 2021, vol. 150, 107298. DOI: 10.1016/j.compchemeng.2021.107298
16. Гусев, В. Г. Цифровые двойники в промышленности: концепция, инструменты, примеры. – СПб.: Питер, 2022. – 256 с.
17. Иванов, А. П. Нейросетевые регуляторы в управлении технологическими процессами. – Автоматика и телемеханика, 2020, № 10, с. 45–55.
18. Пономарёв, С. С., Ермаков, И. А. Применение алгоритмов обучения с подкреплением в задачах управления. – Вестник ЮУрГУ. Серия: Управление, 2021, т. 15, № 4, с. 21–32.
19. Рекстеин, Л. И. Теория и расчёт ректификационных процессов. – М.: Химия, 2000. – 328 с.
20. Сивков, В. В., Ушаков, Н. И. Ректификация и абсорбция. – М.: Высшая школа, 2005. – 384 с.
21. Сидиков И. Х. и др. Нечеткое синергетическое управление нели-нейных систем //Journal of Advances in Engineering Technology. – 2020. – №. 2. – С. 16-19.

ISSN 3030-3907

22. Султанова, Ш. А., Усманов, К. И., Унгбаева, Д. У., & Таджибаева, Д. А. (2024). РАЗРАБОТКА АДАПТИВНЫХ НЕЙРО-НЕЧЕТКИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВА-НИЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ СОЛНЕЧНОЙ СУШИЛКИ. *Universum: технические науки*, *2*(5 (122)), 5-9.

23. Усманов, К. И., Исламова, Ф. К., Режабов, С. А., & Жабборов, А. О. (2024). Моделирование сушки лекарственных растений на шкафной гелиосушилке. *Universum: технические науки*, *2*(12 (129)), 32-35.

24. Усманов, К. И., Сарболаев, Ф. Н., Исломова, Ф. К., & Якубова, Н. С. (2020). Адаптивно нечеткое синергетическое управление многомерных нелинейных динамических объектов. *Universum: технические науки*, (3-1 (72)), 24-28.

25. Усманов, К. И., Султанова, Ш. А., Унгбаева, Д. У., & Максудова, А. И. (2025). Динамическое моделирование и тонкослойная сушка листьев подорожника в солнечных сушилках. *Universum: технические науки*, *2*(1 (130)), 4-8.

ISSN 3030-3907