

Научная статья

DOI: 10.15593/2224-9397/2023.2.03

УДК 681.516.75

**М.А. Работников, А.Г. Шумихин**

Пермский национальный исследовательский политехнический университет,  
Пермь, Российская Федерация

## **ПРИМЕНЕНИЕ АДАПТИРУЕМЫХ МОДЕЛЕЙ В СИСТЕМАХ УПРЕЖДАЮЩЕГО УПРАВЛЕНИЯ ПРОЦЕССАМИ ОРГАНИЧЕСКОГО СИНТЕЗА**

Одна из проблем существующих алгоритмов управления упреждающего типа заключается в снижении точности динамического моделирования прогнозируемого состояния объекта вследствие нелинейности управляемого технологического процесса. Дegradaция эксплуатируемой модели процесса приводит к ухудшению показателей качества регулирования и снижению устойчивости управляющего контура. **Цель исследования:** представлены общий подход и результаты применения разработанного метода параметрической адаптации многомерной динамической модели в системах упреждающего управления для непрерывных технологических процессов органического синтеза. **Метод:** в основу метода заложено решение задачи нелинейного программирования для целевой функции, сформированной методом наименьших квадратов по экспериментальным данным эксплуатации объекта. **Результаты:** в качестве примера рассматривается блок депропанатора установки компримирования и газоразделения производства олефинов. Блок предназначен для очистки пропановой фракции от более тяжелых фракций пирогаза. Ключевой задачей управляющей системы является поддержание содержания пропана в кубовой фракции и содержания бутана в пропановой фракции в рамках заданных регламентных ограничений. Адаптация динамической модели процесса в управляющей системе позволила снизить стандартное отклонение прогнозируемого поведения контролируемых переменных от реального состояния системы. Повышение точности моделирования управляемого процесса привело к улучшению индекса воспроизводимости для содержания пропана кубовой фракции и содержания бутана в очищенном пропане в 1,29 и 1,37 раз соответственно. **Практическая значимость:** применение предлагаемого математического аппарата для эксплуатируемых систем усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью процессов органического синтеза и других производств нефтеперерабатывающей отрасли промышленности позволяет повысить качество автоматического регулирования и общую технико-экономическую эффективность охватываемого производственного узла.

**Ключевые слова:** управление с прогнозирующей моделью, система усовершенствованного управления технологическим процессом, многомерный объект, метод наименьших квадратов.

**M.A. Rabotnikov, A.G. Shumikhin**

Perm National Research Polytechnic University, Perm, Russian Federation

## **APPLICATION OF ADAPTIVE MODELS IN MODEL PREDICTIVE CONTROL SYSTEMS FOR THE ORGANIC SYNTHESIS**

One of the problems of the existing model predictive control algorithms is to reduce the accuracy of dynamic modelling of the controlled object predicted state due to the process nonlinearity. Degradation of the applied process model leads to decrease of the regulation quality indicators and the control circuit stability. **Purpose:** this article contains general approach and results of the developed method application of parametric adaptation of MIMO dynamic model in predictive control systems for the continuous organic synthesis processes. **Methods:** the developed method is based on the solution of the nonlinear programming problem for the objective function formed by the least squares method with experimental data of the object operation. **Results:** as an example, the depropanizer of the compression and gas separation unit of the olefins plant is considered. The unit is designed to purify the propane fraction from heavier fractions of pyrogas. The key task of the control system is to maintain the propane content in the heavy fraction and the butane content in the propane fraction within the specified regulatory restrictions. The adaptation of the dynamic process model in the control system made it possible to reduce the standard deviation of the predicted state of the controlled variables from the real values. An increase in the accuracy of modeling the controlled process led to an improvement in the capability index for the propane content of the cubic fraction and for the butane content in purified propane by 1.29 and 1.37 times, respectively. **Practical relevance:** the application of the proposed mathematical algorithms for the existed advanced process control systems of organic synthesis processes and other productions of the oil refining industry makes it possible to improve the quality of automatic regulation and the overall technical and economic efficiency of the reviewed unit.

**Keywords:** model predictive control, advanced process control, MIMO system, least squares method.

### **Введение**

В основе класса алгоритмов упреждающего управления (Model Predictive Control – MPC) заложен принцип оценки будущего состояния управляемого объекта и формирования оптимального выходного сигнала, обеспечивающего минимальное отклонение контролируемых параметров процесса от требуемого состояния системы в рамках границы горизонта прогнозирования [1–3].

Применение данного подхода позволяет реализовывать многомерные системы усовершенствованного управления технологическими процессами непрерывного типа, обеспечивающего устойчивое функционирование объекта в рамках заданных технологических ограничений, основываясь на динамической модели управляемого процесса, представленной в форме матричной передаточной функции [4–7].

На практике вопросам обеспечения высокой точности динамических моделей, задействованных в алгоритмах управляющих систем, уделяется высокое внимание ввиду прямого влияния формируемого выходного сигнала модели на расчет управляющего сигнала и, как следствие, на показатели качества автоматического регулирования и устойчивость замкнутой системы [8]. Классическим методом определения актуальных динамических характеристик управляемого технологического процесса является проведение активного эксперимента: подача серии ступенчатых воздействий по управляющим каналам, снятие и последующая обработка переходных процессов по каналам контролируемых параметров системы. Следует отметить, что такой подход используется лишь для определения первоначальной параметрической конфигурации модели ввиду высокой трудоемкости и требований к состоянию технологического режима, близкому к стационарному.

Анализ источников [9–12] показывает, что с целью повышения точности динамического моделирования и улучшения показателей качества автоматического регулирования существует ряд решений с применением инструментов обработки результатов пассивного эксперимента и нейросетевого моделирования для оценки нелинейности управляемого технологического процесса и адаптации системы управления с прогнозирующей моделью под текущее состояние управляемого объекта. Также существует подход по взаимодействию систем усовершенствованного управления упреждающего типа с системами верхнеуровневой динамической оптимизации (Real Time Optimization – RTO), позволяющими определить нелинейность протекающего технологического процесса благодаря строгим физико-химическим закономерностям, заложенным в математический аппарат указанных систем [13–16]. В частности, в работах [17–19] описаны результаты технического проектирования и примеры создания объединенных систем управления с прогнозирующей моделью с использованием инструментов динамической оптимизации для промышленных процессов органического синтеза.

Для решения рассматриваемой проблемы и создания адаптивных систем управления с прогнозирующей моделью предложен метод параметрической идентификации многомерной динамической модели процесса по историческим данным эксплуатации управляемого объекта [20].

## 1. Адаптация динамической модели управляющей системы промышленного объекта

В общем случае для определения актуальной параметрической конфигурации матричной передаточной функции процесса, используемой в управляющей системе, рассматривается следующая задача нелинейного программирования (1) для целевой функции, сформированной методом наименьших квадратов:

$$\min_Q \sum_{i=1}^N \left( y_i^e - y_i^{ap} (Q, x_j) \right)^2, j = \overline{1, i-1}, \quad (1)$$

где  $y^e$  – реальные значения контролируемого процесса,  $y^{ap}$  – расчетное значение модели,  $x$  – реальные значения входных переменных модели (управляющие переменные и регистрируемые возмущающие воздействия),  $Q$  – параметрическая конфигурация модели,  $N$  – объем выборки данных.

Расчет выходного сигнала модели  $y^{ap}$  осуществляется методом наложения переходных характеристик процесса относительно исходного состояния переменной  $y_1^e$ :

$$y_i^{ap} = y_1^e + \sum_{j=1}^{i-1} \Delta x_j^T h(\Delta T [i-j], Q), i = \overline{1, N}, \quad (2)$$

где  $h(t, Q)$  – переходные характеристики исследуемых каналов передачи,  $\Delta T$  – период дискретизации данных рассматриваемой выборки.

С учетом (2) конечный вид задачи (1) будет следующим:

$$\min_Q \sum_{i=2}^N \left( y_i^e - \sum_{j=1}^{i-1} \Delta x_j^T h(\Delta T [i-j], Q) - y_1^e \right)^2.$$

Приведенное соотношение для адаптации динамической модели непрерывного технологического процесса применено для системы управления с прогнозирующей моделью блока депропанизатора D-1 установки компримирования и газоразделения производства олефинов. Рассматриваемый узел предназначен для отделения пропановой фракции от более тяжелых компонентов и конденсатов пирогаза. Ключевыми регламентируемыми переменными процесса являются содержание

пропана в кубовой фракции системы и содержание бутана в пропановой фракции. Управление массообменным процессом в депропанизаторе осуществляется за счет изменения расхода орошающего потока и температуры контрольной тарелки при учете влияния изменения расхода поступающей неочищенной пропановой фракции на контролируемые параметры процесса. Структура многопараметрического контроллера управляющей системы и упрощенная схема автоматизация представлены в табл. 1 и на рис. 1 соответственно.

Таблица 1

Структура управляющей системы

Позиция	Описание
Контролируемые параметры	
cv1	Содержание пропана в кубовой фракции, ppm
cv2	Содержание бутана в пропановой фракции, ppm
Управляющие параметры	
mv1	Расход флегмы, т/ч
mv2	Температура контрольной тарелки, °С
Возмущающие воздействия	
dv1	Питание депропанизатора, т/ч

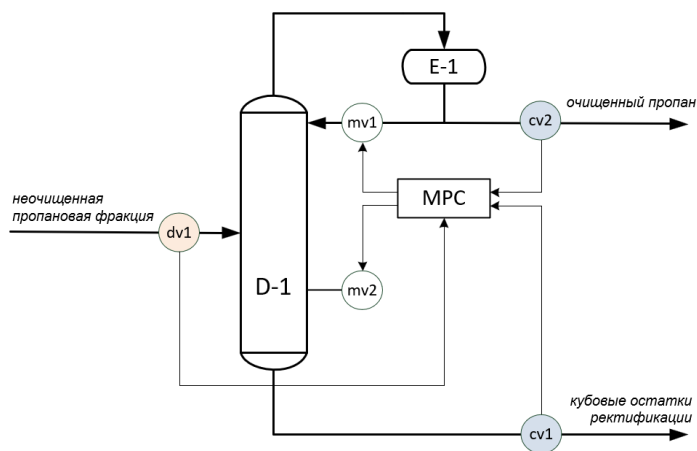


Рис. 1. Схема автоматизации депропанизатора

В основе управляющей системы заложена динамическая модель процесса, входами которой являются управляющие переменные и регистрируемые возмущающие воздействия системы, на выходе модель прогнозирует изменения контролируемых переменных процесса.

В табл. 2 представлена динамическая модель депропанизатора, полученная по результатам исследования процесса на этапе проектирования и пуско-наладочных работ системы автоматического регулирования, где  $s$  – оператор Лапласа, 1/мин.

Таблица 2

Динамическая модель депропанизатора

Позиция	mv1	mv2	dv1
cv1	0	$-67.2 \frac{-1.17s+1}{185s^2+10.3s+1}$	$2.99 \frac{42s+1}{58.4s^2+9.44s+1}$
cv2	$-0.0689 \frac{1}{35s+1}$	$8.06 \frac{9.27s+1}{145s^2+9.42s+1}$	$28.5 \frac{1}{146s^2+28.1s+1}$

Ввиду входной неопределенности и высокочастотной динамики технологических процессов промышленных объектов управления представленная матричная передаточная функция соответствует движению системы в пространстве состояний в окрестности одного из стационарных режимов рассматриваемого массообменного процесса и не охватывает весь рабочий диапазон депропанизатора [21]. Основными параметрами, отражающими нелинейность исследуемого процесса, являются коэффициенты усиления, описывающие количественное изменение параметров системы в установившемся состоянии [22]. При этом временные параметры модели, определяющие характер и продолжительность переходных процессов, могут оставаться неизменными ввиду постоянства технических и конструкционных характеристик используемых аппаратов для всего рабочего множества состояний управляемого технологического процесса [23, 24].

Принимая допущение о постоянстве временных характеристик процесса, задача параметрической идентификации используемой динамической модели процесса (1) сводится к задаче квадратичного программирования поиска коэффициентов усиления по исследуемым каналам передачи:

$$\min_K \sum_{i=2}^N \left( y_i^e - \sum_{j=1}^{i-1} \Delta x_j^T K h'(\Delta T [i-j]) - y_1^e \right)^2, \quad (3)$$

где  $K$  – диагональная матрица коэффициентов усиления модели,  $h'(t)$  – переходные характеристики исследуемых каналов передачи с единичным коэффициентом усиления.

Результатом решения задачи (3) для динамической модели депропанатора, прогнозирующей изменение содержания пропана в кубовой фракции и содержания бутана в пропановой фракции, является обновленная матрица коэффициентов усиления модели (табл. 3).

Таблица 3

Матрица коэффициентов усиления

Позиция	Исходная модель			Обновленная модель		
	mv1	mv2	dv1	mv1	mv2	dv1
cv1	0	-67,2	2,99	0	-57,34	3,75
cv2	-0,0689	8,06	28,5	-0,0402	7,13	18,95

По результатам параметрической адаптации динамической модели процесса средние квадратичные отклонения ошибки расчетных значений от соответствующих реальных снизились для содержания пропана в кубовой фракции и содержания бутана в пропановой фракции в 1,15 и 1,45 раз соответственно (табл. 4, рис. 2).

Таблица 4

Среднее квадратичное отклонение от реальных значений

Позиция	Исходная модель, ppm	Обновленная модель, ppm
cv1	76,847	66,750
cv2	115,776	79,813

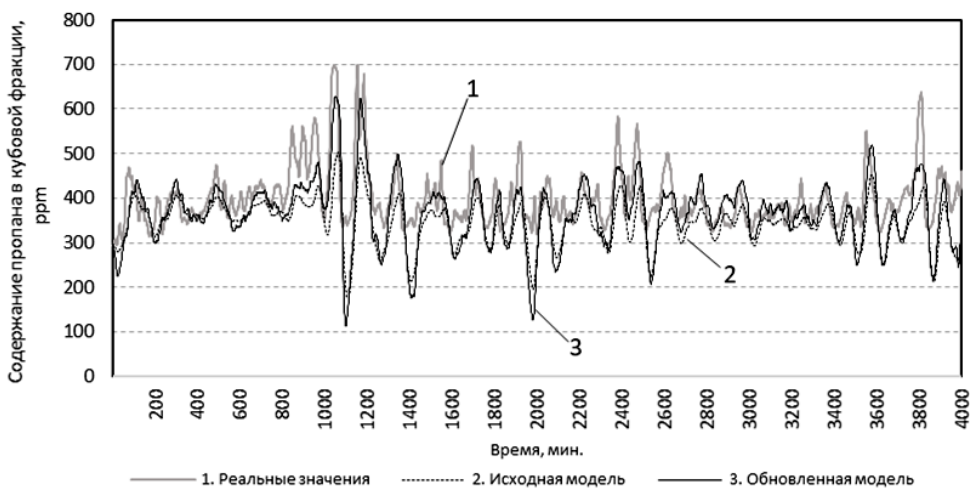


Рис. 2. Актуализация динамической модели депропанатора

## 2. Функционирование системы управления с адаптируемой моделью процесса

Оценка результатов адаптации модели в контуре управляющей системы произведена по индексу воспроизводимости  $C_p$ , отражающему степень разброса контролируемого параметра процесса в рамках допустимых в регламентах ограничений [25].

$$C_p = \frac{H_a - L_a}{6\sigma}, \quad (4)$$

где  $H_a$ ,  $L_a$  – верхнее и нижнее допустимые поля допуска контролируемого параметра качества выпускаемой продукции соответственно,  $\sigma$  – стандартное отклонение рассматриваемой выборки контролируемого параметра.

На рис. 3 представлены графики изменения управляемых переменных процесса для двух исторических периодов эксплуатации объекта до и после адаптации параметрической конфигурации динамической модели в контуре управляющей системы.

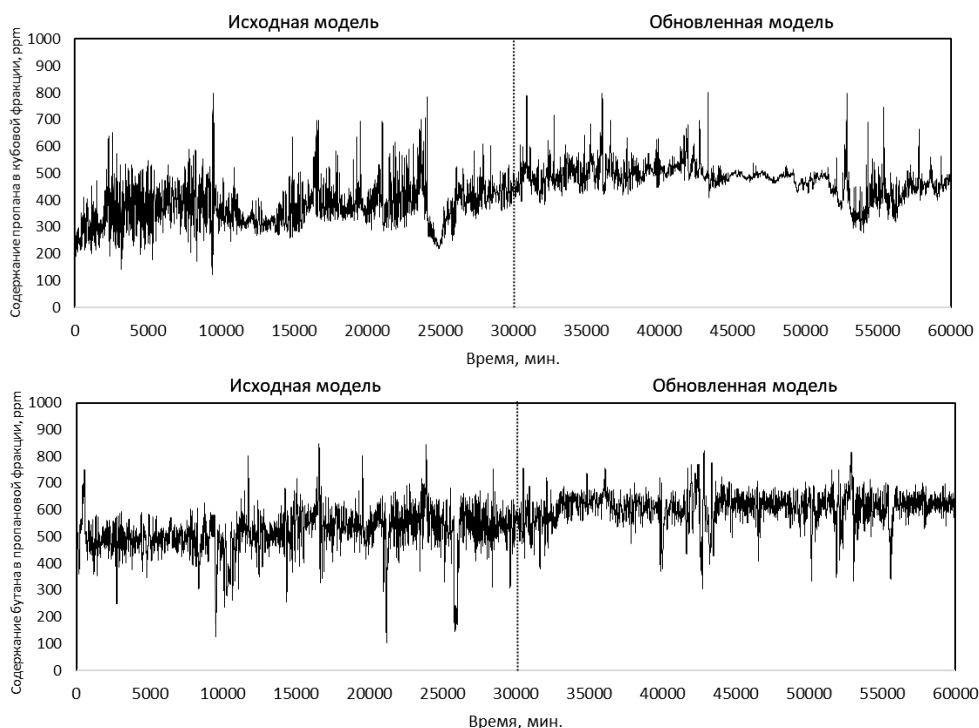


Рис. 3. Показатели качества фракций депропанизатора до и после обновления модели



По результатам адаптации используемой модели индекс воспроизводимости для содержания пропана в кубовой фракции (cv1) увеличился с 2,185 до 2,827, для содержания бутана в пропановой фракции (cv2) – с 2,112 до 2,894 (табл. 5).

Таблица 5

Оценка качества регулирования по результатам обновления модели

Позиция	Допустимые поля допуска		До обновления модели		После обновления модели	
	$L_a$ , ppm	$H_a$ , ppm	$\sigma$ , ppm	$C_p$	$\sigma$ , ppm	$C_p$
cv1	0	1000	76,274	<b>2,185</b>	58,964	<b>2,827</b>
cv2	0	1000	78,897	<b>2,112</b>	57,598	<b>2,894</b>

### Заключение

Применение разработанного метода для адаптации динамической модели, используемой в закрытом контуре управляющей системы, позволяет решить проблему снижения точности моделирования поведения контролируемых параметров процессов органического синтеза вследствие их нелинейности.

Параметрическая адаптация модели в системе управления массообменным процессом блока депропанатора установки компримирования и газоразделения производства олефинов позволила улучшить индекс воспроизводимости контролируемых показателей качества выпускаемой продукции: в 1,29 и 1,37 раз для содержания пропана кубовой фракции и для содержания бутана в очищенном пропане соответственно.

С целью улучшения показателей качества автоматического регулирования и увеличения технико-экономической эффективности производственного процесса за счет повышения уровня стабилизации контролируемых параметров процесса и последующего смещения технологического режима в более оптимальную область разработанный математический алгоритм может встраиваться в программно-аппаратный комплекс эксплуатируемых систем усовершенствованного управления с прогнозирующей моделью технологических процессов органического синтеза и других производств нефтеперерабатывающей отрасли промышленности.

### Библиографический список

1. Ковард Э. Объединение технологий динамического моделирования и усовершенствованного управления ТП // Автоматизация в промышленности. – 2008. – № 7. – С. 52–53.

2. Gilani H.G., Samper K.G., Naghi R.K. Advanced process control and simulation for chemical engineers. – 1st ed. – Burlington: Apple Academic Press, 2021. – 224 p.

3. Zhang R., Xue A., Gao F. Model predictive control: approaches based on the extended state space model and extended non-minimal state space model. – Singapore: Springer, 2019. – 137 p. DOI: doi.org/10.1007/978-981-13-0083-7

4. Усовершенствованное управление ТП: от контура регулирования до общезаводской оптимизации / П.Л. Логунов, М.В. Шаманин, Д.В. Кнеллер [и др.] // Автоматизация в промышленности. – 2015. – № 4. – С. 4–14.

5. Работников М.А., Вялых И.А., Немтин А.М. Техническое проектирование системы усовершенствованного управления установки каталитического риформинга // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2019. – № 2. – С. 119–132.

6. Бахтадзе Н.Н., Потоцкий В.А. Современные методы управления производственными процессами // Проблемы управления. – 2009. – № 3. – С. 56–63.

7. Затонский А.В., Тугашова Л.Г. Идентификация параметров динамической модели теплообменного аппарата // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2020. – № 1. – С. 99–114.

8. Жуков И.В., Харазов В.Г. Пути повышения эффективности усовершенствованных систем управления (APC-систем) // Автоматизация и ИТ в нефтегазовой области. – 2019. – № 1. – С. 11–14.

9. Akpan V.A., Hassapis G.D. Nonlinear model identification and adaptive model predictive control using neural networks // ISA Transactions. – 2011. – Vol. 50, № 2. – P. 177–194. DOI: 10.1016/j.isatra.2010.12.007

10. Cetin M., Bahtiyar B., Beyhan S. Adaptive uncertainty compensation-based nonlinear model predictive control with real-time applications // *Neural Computing and Applications*. – 2019. – Vol. 31. – P. 1029–1043.

11. Zhao Meng, Ding Bao-Cang. A Contractive sliding- mode mpc algorithm for nonlinear discrete- time systems // *International Journal of Automation and Computing*. – 2014. – Vol. 10. – P. 167–172.

12. Shin Y., Smith R., Hwang S. Development of model predictive control system using an artificial neural network: A case study with a distillation column // *Journal of Cleaner Production*. – 2020. – Vol. 277. – P. 2–14. DOI: 10.1016/j.jclepro.2020.124124

13. Camara M.M., Quelhas A.D., Pinto J.C. Performance evaluation of real industrial RTO systems // *Processes*. – 2016. – Vol. 4, № 2. – P. 44–63. DOI: 10.3390/pr4040044

14. Souza G., Odloak D., Zanin A.C. Real time optimization (RTO) with model predictive control (MPC) // *Computers & Chemical Engineering*. – 2010. – Vol. 34, № 12. – P. 1999–2006.

15. Хакимов Р.А. К вопросу создания системы оптимизации технологических процессов группы установок в реальном времени // *Техника и технология нефтехимического и нефтегазового производства: материалы 9-й Междунар. науч.-практ. конф.* – Омск: Изд-во Омск. гос. техн. ун-та, 2019. – С. 206–207.

16. Pozas L.F., Arruda L.V. A new approach to integrate SStO, MPC and RTO using online identified models // *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*. – 2018. – Vol. 29. – P. 566–575.

17. Pataroa I.M., Americano M.V., Joseph B. Closed-loop dynamic real-time optimization (CL-DRTO) of a bioethanol distillation process using an advanced multilayer control architecture // *Journal of Cleaner Production*. – 2020. – Vol. 143. – P. 2–14. DOI: 10.1016/j.compchemeng.2020.107075

18. Амирханов И.Р., Калеева Е.С., Фатун Д.А. Система оптимизации в реальном времени: методы и реализация // *Автоматизация и информатизация ТЭК*. – 2023. – № 2 (595). – С. 13–19.

19. Гончаров А.А. Разработка системы оптимизация работы группы установок в реальном времени на основе прогнозирующей модели // *Математические методы в технике и технологиях*. – 2019. – № 12 (2). – С. 120–123.

20. Работников М.А. Разработка метода обновления многомерной динамической модели управляемого технологического объекта // Проблемы управления. – 2021. – № 3. – С. 58–63.

21. Моделирование колонн ректификации в условиях неопределенностей / Д.Ф. Мухитдинов, Е.Б. Кадилов, А.А. Ахматов [и др.] // Евразийский союз ученых. – 2019. – № 5 (62). – С. 50–53.

22. Самборская М.А., Митянина О.Е., Дерина К.В. Стационарные состояния в колоннах реакционной ректификации // Вестник МИТХТ им. М.В. Ломоносова. – 2012. – № 5. – Т. 7. – С. 48–51.

23. Торгашов А.Ю. Управление оптимальными статическими режимами ректификационных колонн на основе нелинейных моделей процесса: дис. канд. техн. наук. – Владивосток, 2000. – 144 с.

24. Осипов Э.В., Поникаров С.И., Теляков Э.Ш. Системное моделирование установок вакуумной ректификации // Бутлеровские сообщения. – 2021. – № 20. – Т. 28. – С. 84–88.

25. Розно М.И., Воинова Е.Г., Шешунова Н.А. Применение прикладных статистических методов при производстве продукции: практическое руководство. – Н. Новгород: Приоритет, 2006. – 54 с.

### References

1. Kovard E. Ob"edinenie tekhnologii dinamicheskogo modelirovaniia i usovershenstvovannogo upravleniia TP [The increasing merging of dynamic simulation and APC technologies]. *Avtomatizatsiia v promyshlennosti*, 2008, no. 7, pp. 52-53.

2. Gilani H.G., Samper K.G., Hagh R.K. *Advanced Process Control and Simulation for Chemical Engineers*. 1st ed. Burlington: Apple Academic Press, 2021, 224 p.

3. Zhang R., Xue A., Gao F. *Model Predictive Control: Approaches Based on the Extended State Space Model and Extended Non-minimal State Space Model*. Singapore: Springer, 2019, 137 p. DOI: doi.org/10.1007/978-981-13-0083-7

4. Logunov P.L., Shamanin M.V., Kneller D.V. et al. Usovershenstvovannoe upravlenie TP: ot kontura regulirovaniia do obshchezavodskoi optimizatsii [Advanced Process Control: From a PID Loop up to Refinery-Wide Optimization]. *Avtomatizatsiia v promyshlennosti*, 2015, no. 4, pp. 4-14.

5. Rabotnikov M.A., Vialykh I.A., Nemtin A.M. Tekhnicheskoe proektirovanie sistemy usovershenstvovannogo upravleniia ustanovki kataliticheskogo riforminga [Technical design advanced control system of the catalytic reforming unit]. *Vestnik Permskogo natsional'nogo issledovatel'skogo politekhnicheskogo universiteta. Elektrotehnika, informatsionnye tekhnologii, sistemy upravleniia*, 2019, no. 2, pp. 119-132.

6. Bakhtadze N.N., Pototskii V.A. Sovremennye metody upravleniia proizvodstvennymi protsessami [Contemporary methods of production process control]. *Problemy upravleniia*, 2009, no. 3, pp. 56-63.

7. Zatonskii A.V., Tugashova L.G. Identifikatsiia parametrov dinamicheskoi modeli teploobmennogo apparata [Identification of parameters in a dynamic model of a heat exchanger]. *Vestnik Permskogo natsional'nogo issledovatel'skogo politekhnicheskogo universiteta. Elektrotehnika, informatsionnye tekhnologii, sistemy upravleniia*, 2020, no. 1, pp. 99-114.

8. Zhukov I.V., Kharazov V.G. Puti povysheniia effektivnosti usovershenstvovannykh sistem upravleniia (APC-sistem) [Ways to increase efficiency improved systems controls (APC-systems)]. *Avtomatizatsiia i IT v neftegazovoi oblasti*, 2019, no. 1, pp. 11-14.

9. Akpan V.A., Hassapis G.D. Nonlinear model identification and adaptive model predictive control using neural networks. *ISA Transactions*, 2011, vol. 50, no 2, pp. 177-194. DOI: 10.1016/j.isatra.2010.12.007

10. Cetin M., Bahtiyar B., Beyhan S. Adaptive uncertainty compensation-based nonlinear model predictive control with real-time applications. *Neural Computing and Applications*, 2019, vol. 31, pp. 1029-1043.

11. Zhao Meng, Ding Bao-Cang. A Contractive Sliding- mode MPC Algorithm for Nonlinear Discrete- time Systems. *International Journal of Automation and Computing*, 2014, vol. 10, pp. 167-172.

12. Shin Y., Smith R., Hwang S. Development of model predictive control system using an artificial neural network: A case study with a distillation column. *Journal of Cleaner Production*, 2020, vol. 277, pp. 2-14. DOI: 10.1016/j.jclepro.2020.124124

13. Camara M.M., Quelhas A.D., Pinto J.C. Performance Evaluation of Real Industrial RTO Systems. *Processes*, 2016, vol. 4, no. 2, pp. 44-63. DOI: 10.3390/pr4040044

14. Souza G., Odloak D., Zanin A.C. Real time optimization (RTO) with model predictive control (MPC). *Computers & Chemical Engineering*, 2010, vol. 34, no. 12, pp. 1999-2006.

15. Khakimov R.A. K voprosu sozdaniia sistemy optimizatsii tekhnologicheskikh protsessov gruppy ustanovok v real'nom vremeni [Creating a system for real time optimizing technological processes of a units group]. *Tekhnika i tekhnologiia neftekhimicheskogo i neftegazovogo proizvodstva. Materialy 9 Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii*. Omsk: Omskii gosudarstvennyi tekhnicheskii universitet, 2019, pp. 206-207.

16. Pozas L.F., Arruda L.V. A New Approach to Integrate SSTO, MPC and RTO Using Online Identified Models. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, 2018, vol. 29, pp. 566-575.

17. Pataroa I.M., Americano M.V., Joseph B. Closed-loop dynamic real-time optimization (CL-DRTO) of a bioethanol distillation process using an advanced multilayer control architecture. *Journal of Cleaner Production*, 2020, vol. 143, pp. 2-14. DOI: 10.1016/j.compchemeng.2020.107075

18. Amirkhanov I.R., Kaleeva E.S., Fatun D.A. Sistema optimizatsii v real'nom vremeni: metody i realizatsiia [Real-time optimization system: methods and implementation]. *Avtomatizatsiia i informatizatsiia TEK*, 2023, no. 2 (595), pp. 13-19.

19. Goncharov A.A. Razrabotka sistemy optimizatsiia raboty gruppy ustanovok v real'nom vremeni na osnove prognoziruuiushchei modeli [Development of real-time optimization system based on predictive model]. *Matematicheskie metody v tekhnike i tekhnologiiakh*, 2019, no. 12 (2), pp. 120-123.

20. Rabotnikov M.A. Razrabotka metoda obnovleniia mnogomernoi dinamicheskoi modeli upravliaemogo tekhnologicheskogo ob"ekta [An updating method for the dynamic MIMO model of a controlled technological object]. *Problemy upravleniia*, 2021, no. 3, pp. 58-63.

21. Mukhitdinov D.F., Kadirov E.B., Akhmatov A.A. et al. Modelirovanie kolonn rektifikatsii v usloviakh neopredelennosti [Modeling of rectification columns with uncertainty conditions]. *Evraziiskii soiuz uchennykh*, 2019, no. 5 (62), pp. 50-53.

22. Samborskaia M.A., Mitianina O.E., Derina K.V. Statsionarnye sostoianiia v kolonnakh reaktsionnoi rektifikatsii [Upgrading vacuum systems of black oil rectification plant]. *Vestnik MITKhT imeni M.V. Lomonosova*, 2012, vol. 7, no. 5, pp. 48-51.

23. Torgashov A.Iu. Upravlenie optimal'nymi staticheskimi rezhimami rektifikatsionnykh kolonn na osnove nelineinykh modelei protsessa [Control of optimal static modes of distillation column based on nonlinear process model]. Ph. D. thesis. Vladivostok, 2000, 144 p.

24. Osipov E.V., Ponikarov S.I., Teliakov E.Sh. Sistemnoe modelirovanie ustanovok vakuumnoi rektifikatsii [System modeling of vacuum rectification plants]. *Butlerovskie soobshcheniia*, 2021, no. 20, vol. 28, pp. 84-88.

25. Rozno M.I., Voinova E.G., Sheshunova N.A. Primenenie prikladnykh statisticheskikh metodov pri proizvodstve produktsii: prakticheskoe rukovodstvo [Application of applied statistical methods in the production of products: a practical guide]. Nizhnii Novgorod: Prioritet, 2006, 54 p.

### **Сведения об авторах**

**Работников Михаил Алексеевич** (Пермь, Российская Федерация) – аспирант кафедры «Оборудование и автоматизация химических производств» Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, Пермь, Комсомольский пр., 29; e-mail: [rabotnikovma@gmail.com](mailto:rabotnikovma@gmail.com)).

**Шумихин Александр Георгиевич** (Пермь, Российская Федерация) – доктор технических наук, профессор кафедры «Оборудование и автоматизация химических производств» Пермского национального исследовательского политехнического университета (614990, Пермь, Комсомольский пр., 29; e-mail: [shumichin@gmail.com](mailto:shumichin@gmail.com)).

### **About the authors**

**Mikhail A. Rabotnikov** (Perm, Russian Federation) – Postgraduate student Department of Chemical Process Equipment and Automation Perm National Research Polytechnic University (614990, Perm, 29, Komsomolsky pr., e-mail: [rabotnikovma@gmail.com](mailto:rabotnikovma@gmail.com)).

**Aleksandr G. Shumikhin** (Perm, Russian Federation) – Doctor of Technical Sciences, Professor, Department of Chemical Process Equipment and Automation Perm National Research Polytechnic University (614990, Perm, 29, Komsomolsky pr., e-mail: [shumichin@gmail.com](mailto:shumichin@gmail.com)).

Поступила: 21.04.2023. Одобрена: 30.05.2023. Принята к публикации: 01.09.2023.

**Финансирование.** Исследование не имело спонсорской поддержки.

**Конфликт интересов.** Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов по отношению к статье.

**Вклад авторов.** Все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку статьи.

Просьба ссылаться на эту статью в русскоязычных источниках следующим образом:

Работников, М.А. Применение адаптируемых моделей в системах упреждающего управления процессами органического синтеза / М.А. Работников, А.Г. Шумихин // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2023. – № 46. – С. 67–82. DOI: 10.15593/2224-9397/2023.2.03

Please cite this article in English as:

Rabotnikov M.A., Shumikhin A.G. Application of adaptive models in model predictive control systems for the organic synthesis. *Perm National Research Polytechnic University Bulletin. Electrotechnics, information technologies, control systems*, 2023, no. 46, pp. 67-82. DOI: 10.15593/2224-9397/2023.2.03