

**Попова Софья Александровна**  
Магистрант департамента Компьютерно-интегрированных  
производственных систем, Политехнический институт  
Дальневосточный федеральный университет

## **РОЛЬ ПРОГНОЗИРУЮЩЕГО УПРАВЛЕНИЯ В ПОВЫШЕНИИ ЭФФЕКТИВНОСТИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ**

**Аннотация.** В статье рассматривается влияние применения прогнозирующего управления (Model Predictive Control, MPC) на эффективность и качество типовых технологических процессов продолжительного действия. Анализируются теоретические основы, роль прогнозирующих моделей и влияние многомерных взаимодействий.

**Ключевые слова:** Прогнозирующее управление, MPC, ректификационная колонна, динамическое матричное управление.

### **Введение: эволюция систем управления технологическими процессами**

Современные промышленные объекты характеризуются высокой степенью автоматизации, однако взаимодействие переменных, наличие нелинейностей, длительных транспортных запаздываний и жёстких ограничений на параметры процесса создают серьёзные вызовы для традиционных систем управления. На протяжении многих десятилетий основой промышленной автоматизации являлись ПИД-регуляторы, эффективные для одноконтурных систем с умеренной инерционностью. Однако их применение для многосвязных и нелинейных объектов может приводить к накоплению ошибок, снижению качества продукции и нестабильности регулирования [1].

В ответ на эти вызовы были разработаны методы усовершенствованного управления процессами, важнейшим из которых является прогнозирующее управление (MPC). Этот класс алгоритмов использует динамическую модель процесса для прогнозирования его поведения на заданном временном интервале и последующей оптимизации управляющих воздействий с учётом ограничений. В отличие от реактивных ПИД-регуляторов, MPC работает на опережение, направляя развитие процесса в рамках определённых требований к безопасности, качеству и эффективности.

### **Методы прогнозирующего управления: теория и практика**

В основе MPC лежит итеративное, конечное решение задачи оптимального управления разомкнутого цикла в реальном времени. На каждом шаге, используя текущее состояние процесса и математическую модель, регулятор вычисляет будущие управляющие воздействия на заданный горизонт управления, но реализует только первое из них. Ключевыми настраиваемыми параметрами являются горизонт прогнозирования и горизонт управления, определяющие "дальновидность" регулятора [1, 2].

Одной из наиболее известных и широко распространённых реализаций MPC является динамическое матричное управление (Dynamic Matrix Control, DMC), которое использует модель в виде конечной ступенчатой характеристики (Finite Step Response, FSR) [2]. Эта модель проста в получении по экспериментальным данным и позволяет наглядно интерпретировать влияние прошлых и будущих изменений управления на прогнозируемую траекторию выхода. Другие важные реализации включают обобщённое прогнозирующее управление (General Predictive Control, GPC) и метод на основе моделей в пространстве состояний. В промышленности MPC, как правило, реализуется на выделенных серверах, соединяющихся с распределённой системой управления. Для приложений, требующих высокого быстродействия, существуют решения с «защитым» в ПЛК MPC-контроллером [3].



### **Прогнозирующие модели как основа для управления**

Качество регулирования МРС напрямую зависит от того, насколько точно динамика системы описывается прогнозирующей моделью [1]. Для процессов с нелинейностями и параметрической неопределённостью применяются нелинейные модели, например, модели на основе нейронных сетей LSTM и GRU, которые способны эффективно моделировать сложные динамические явления [4]. Сочетание LSTM с МРС позволяет строить алгоритмы управления, которые могут управляться с более низкой вычислительной сложностью при сохранении высокой эффективности для сложных процессов, например, в химических реакторах. Современные исследования также демонстрируют успешное применение гибридных подходов, сочетающих классический ПИД-регулятор с МРС, и использование нейросетей для управления многомерными колоннами [4, 5].

### **Ректификационная колонна как объект управления**

Ректификационная колонна является классическим примером сложного многомерного технологического аппарата, который служит эталоном для сравнения методов управления [5]. Процесс разделения смеси в колонне характеризуется высокими перекрёстными связями между управляющими и выходными переменными (например, расход орошения влияет и на состав дистиллята, и на состав кубового остатка), нелинейным поведением и значительными усилениями. Понимание этих особенностей необходимо для синтеза эффективного регулятора, так как управление, настроенное на один контур, может привести к нестабильности в другом [5-7].

### **Анализ эффективности и промышленное применение**

Сравнительные исследования, выполненные на реальных промышленных данных, последовательно демонстрируют превосходство МРС над классическими ПИД-регуляторами. Моделирование трёх промышленных ректификационных колонн (пропилен-пропановой, ксилол-толуольной и депропанизатора) показало, что МРС эффективнее справляется со сложными наборами ограничений и многокритериальными задачами [8]. Эмпирические исследования на симуляторах нефтеперерабатывающих заводов также подтвердили более высокое качество МРС при отслеживании уставок и подавлении возмущений [9]. Кроме того, МРС обладает более высокой робастностью и требует менее частого обслуживания по сравнению с ПИД-регуляторами, параметры которых нуждаются в постоянной подстройке в условиях неопределённости [8, 9].

### **Результаты и их обсуждение**

Результаты исследований позволяют сделать ряд ключевых выводов о применении МРС. Во-первых, МРС особенно эффективен для управления многомерными процессами, где он обеспечивает принципиальное превосходство над ПИД-регуляторами. Во-вторых, использование МРС для управления одиночными, но инерционными и нелинейными контурами позволяет не только повысить качество регулирования, но и существенно продлить межсервисный интервал. В-третьих, применение МРС с использованием динамических моделей возмущений обеспечивает значительно более эффективную компенсацию и подавление помех по сравнению с классическими каскадными схемами.

### **Заключение**

Прогнозирующее управление (МРС) представляет собой зрелый и эффективный класс методов усовершенствованного управления, обеспечивающих решение ключевых задач, возникающих при эксплуатации сложных инерционных промышленных объектов. Явный учёт технологических ограничений, многомерная координация переменных и способность к учёту нелинейностей и возмущений делают МРС незаменимым инструментом управления в нефтегазовой, химической и энергетической отраслях. Выбор конкретного метода (DMC, GPC или основанного на пространстве состояний) и подходов к идентификации моделей зависит



от специфики технологического процесса, целей управления и доступной вычислительной мощности. В условиях перехода к интеллектуальным производствам MPC, особенно в сочетании с современными методами машинного обучения, будет играть ключевую роль в обеспечении максимальной эффективности и устойчивости промышленных предприятий

#### **Список литературы:**

1. Колодин А. А., Ёлшин В. В. Разработка и исследование регулятора на основе прогнозирующей модели / А. А. Колодин, В. В. Ёлшин. – DOI 10.14498/tech.2021.1.3 // Вестн. самар. гос. техн. ун-та. сер. технические науки. – 2021. – Т. 29. № 1. – С. 1-12.
2. Seborg, D. E. Process Dynamics and Control. 4th ed. / S. E. Seborg, T. F. Edgar, D. A. Mellichamp, F. J. Doyle. // John Wiley & Sons. – 2017. – 515 p.
3. Kolínský, J. PlantPAx MPC: Model Predictive Control Embedded in Programmable Controller and its Application / J. Kolínský, P. Jonáš, J. Hanzlík [et al.]. – DOI 10.1109/PC65047.2025.11047370 // 2025 25th International Conference on Process Control (PC). – 2025.
4. Ławryńczuk, M., Zarzycki K. LSTM and GRU type recurrent neural networks in model predictive control: A Review / M. Ławryńczuk, K. Zarzycki – DOI 10.1016/j.neucom.2025.129712 // Neurocomputing. –2025. – Vol. 632. – Art. 129712.
5. Mahmood, L.S. Mathematical Modeling and Advanced Control of the Refinery Processes: A Review / L. S. Mahmood, K. Alzobai, S. K. Al-Dawery // Al-Nahrain Journal for Engineering Sciences. – 2025. – № 2. – С. 253-265.
6. Skogestad, S. Dynamics and Control of Distillation Columns: A Tutorial Introduction / S. Skogestad. – DOI 10.1205/026387697524092 // Chemical Engineering Research and Design. – 1997. – Vol. 75, ch. 6. – P. 539-562.
7. Advancing Control Paradigms in Heat-Integrated Distillation Columns: An MPC Perspective // IEEE. – 2024.
8. Song, Y. Model predictive control for complicated dynamic systems: a survey / Y. Song, B. Zhang, C. Wen [et al.]. – DOI 10.1080/00207721.2024.2439473 // International journal of systems science. – 2025. – Vol. 56. – № 9/12. – P. 2168-2193.
9. Empirical Benchmarking of PID, MPC, and Neural Network Controllers Using Industrial Process Simulation Data // ChemRxiv. – 2025

