

*Пономарев Максим Сергеевич,
студент направления подготовки 15.03.04 «Автоматизация
технологических процессов и производств»
ФГАОУ ВО «МГТУ «СТАНКИН»
Россия, г. Москва*

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СИСТЕМАХ УПРАВЛЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИМИ ПРОЦЕССАМИ

***Аннотация:** в статье рассмотрено применение искусственного интеллекта в автоматизированных системах управления технологическими процессами. Описаны задачи прогнозирования параметров, построения программных датчиков, обнаружения аномалий и оптимизации режимов. Показана архитектура интеграции моделей машинного обучения с контроллерами и SCADA-системами. Определены требования к качеству данных, проверке моделей и сохранению независимых защитных контуров.*

***Ключевые слова:** искусственный интеллект, АСУ ТП, машинное обучение, прогнозирование, оптимизация, программный датчик, диагностика.*

***Annotation:** the article considers artificial intelligence in automated process control systems. Forecasting, soft sensors, anomaly detection and operating-mode optimization are discussed. The integration of machine-learning models with controllers and SCADA systems is described, with emphasis on data quality, model validation and independent protection loops.*

***Key words:** artificial intelligence, process control, machine learning, forecasting, optimization, soft sensor, diagnostics.*

Задачи искусственного интеллекта в АСУ ТП

Наиболее распространённой задачей является прогнозирование технологических параметров. Модель получает текущие и архивные значения

температуры, давления, расхода, состава сырья, положения исполнительных механизмов и других переменных, после чего оценивает состояние объекта через заданный интервал времени. Такой прогноз позволяет выполнить корректирующее действие до того, как параметр выйдет за допустимые пределы. В отличие от обычной аварийной сигнализации, реагирующей на уже возникшее отклонение, интеллектуальный модуль ориентирован на предупреждение нежелательного режима.

Вторая задача связана с созданием программных датчиков. Некоторые показатели невозможно измерять непрерывно: лабораторный анализ занимает время, а прямой прибор может быть дорогим или недостаточно надёжным. Модель машинного обучения восстанавливает требуемую характеристику по доступным косвенным измерениям. Например, качество продукта может оцениваться по совокупности температур, расходов, давления и длительности отдельных стадий. Программный датчик не отменяет периодические лабораторные измерения, а использует их для обучения и проверки.

Искусственный интеллект применяется и для обнаружения аномалий. Алгоритм формирует представление о нормальном поведении объекта и фиксирует сочетания сигналов, нехарактерные для исправного режима. Это позволяет выявлять засорение трубопровода, нарушение теплообмена, дрейф измерительного канала, утечку или начальную стадию отказа. Анализ технологических данных с использованием нейронных сетей особенно востребован в непрерывных производствах, где остановка оборудования приводит к значительным потерям [5].

Ещё одно направление - оптимизация управляющих воздействий. При наличии нескольких критериев система может искать режим, обеспечивающий требуемое качество при минимальном расходе топлива, электроэнергии или сырья. В отличие от локального регулятора, поддерживающего один параметр, интеллектуальный оптимизатор учитывает взаимное влияние контуров и технологические ограничения. Результатом

работы модели может быть не непосредственная команда исполнительному механизму, а рекомендуемое задание для традиционного регулятора.

Методы и архитектура интеллектуального управления

Выбор метода зависит от характера задачи и доступных данных. Экспертные системы используют формализованные правила технологов и подходят для ситуаций, в которых решение можно представить последовательностью условий. Нечёткая логика удобна при работе с качественными признаками, например «температура повышена» или «вибрация быстро растёт». Искусственные нейронные сети применяются для нелинейного прогнозирования, классификации режимов и построения программных датчиков. Алгоритмы обучения с подкреплением могут подбирать управляющую стратегию, однако их использование непосредственно на реальном оборудовании ограничено необходимостью безопасного исследования вариантов действий.

Практическая архитектура обычно разделяет детерминированный и интеллектуальный уровни. На нижнем уровне датчики, исполнительные механизмы и программируемые логические контроллеры выполняют сбор сигналов, быстрые контуры регулирования, блокировки и противоаварийную защиту. На верхнем уровне SCADA-система и база данных обеспечивают визуализацию, архивирование и передачу информации в аналитический модуль. Модель искусственного интеллекта рассчитывает прогноз, диагностический признак или оптимальное задание и возвращает результат оператору либо контроллеру через регламентированный интерфейс.

Такое разделение необходимо по двум причинам. Во-первых, модель машинного обучения может требовать больше вычислительных ресурсов, чем типовой контроллер. Во-вторых, её поведение определяется обучающими данными и не всегда полностью объясняется простой логической схемой. Поэтому аварийный останов, предельные ограничения и критические блокировки должны сохраняться в независимом детерминированном контуре.

Интеллектуальный модуль не должен иметь возможности отменить защитное действие или выдать команду за пределами разрешённого диапазона.

Данные как основа работы модели

Результат применения искусственного интеллекта зависит не только от выбранного алгоритма, но и от качества исходных данных. Архив АСУ ТП может содержать пропуски, повторяющиеся значения, неверные метки времени, сигналы неисправных датчиков и периоды ручного управления. Если такие записи использовать без проверки, модель воспроизведёт ошибки и сформирует ложные зависимости. Действующие российские стандарты относят к значимым характеристикам данных аккуратность, наполненность, согласованность, актуальность, прослеживаемость и репрезентативность [3].

До обучения сигналы синхронизируют по времени, отделяют пуски и остановки от установившихся режимов, отмечают ремонты и изменения оборудования. Технологические параметры связывают с результатами контроля конкретной партии, а обучающую и тестовую выборки формируют из разных периодов работы, чтобы не завязать точность модели.

После внедрения свойства процесса могут измениться. Причиной становится замена сырья, перенастройка оборудования, старение датчиков или изменение производственной программы. Это явление приводит к снижению точности модели даже при неизменном программном коде. Поэтому в систему включают мониторинг ошибок, распределения входных сигналов и частоты выхода рекомендаций за рабочий диапазон. Жизненный цикл интеллектуальной системы должен включать её разработку, верификацию, эксплуатационный контроль, обновление и вывод из использования [2].

Таблица 1.

Функции традиционной и интеллектуализированной АСУ ТП

Направление	Традиционная АСУ ТП	АСУ ТП с модулем ИИ
Реакция на отклонение	Срабатывание после достижения заданного порога	Прогноз приближения к нежелательному состоянию
Оценка качества	Прямой датчик или периодический лабораторный анализ	Программный датчик по совокупности косвенных параметров

Диагностика	Проверка отдельных сигналов и фиксированных правил	Выявление сложных сочетаний признаков и аномалий
Оптимизация	Локальная настройка отдельных контуров	Совместный учёт нескольких параметров и ограничений

Представленное сравнение показывает, что искусственный интеллект не заменяет базовые функции автоматизации, а дополняет их прогнозированием и анализом многомерных зависимостей. Классические контуры сохраняют преимущества быстрого действия, понятности и однозначного исполнения, тогда как интеллектуальный модуль работает с задачами, для которых трудно заранее задать полный набор правил.

Порядок внедрения и требования безопасности

Внедрение следует начинать с конкретной измеримой задачи. Формулировка «повысить эффективность производства» недостаточна: необходимо определить показатель, например, снижение удельного расхода энергии, уменьшение числа выходов параметра за пределы или сокращение внеплановых остановок. Одновременно задаются ограничения, которые интеллектуальный модуль не имеет права нарушать.

На первом этапе целесообразно использовать модель в режиме наблюдения. Она получает реальные данные и формирует прогнозы, но не влияет на управление. Результаты сопоставляются с фактическим поведением объекта и решениями операторов. После подтверждения точности модель переводится в рекомендательный режим. Оператор видит предложенное действие, причину рекомендации и ожидаемый эффект, однако самостоятельно принимает решение. Только после накопления статистики часть команд может передаваться автоматически, причём через фильтр допустимых значений и с возможностью немедленного возврата к штатному алгоритму.

Проверка должна охватывать не только среднюю точность, но и опасные ошибки. Для прогностической модели оценивают максимальное отклонение и устойчивость на переходных режимах. Для диагностической модели отдельно рассчитывают пропуски неисправностей и ложные предупреждения. Для

оптимизатора проверяют соблюдение технологических ограничений. Управление системой ИИ должно быть документировано, а ответственность за данные, модели, изменения и эксплуатационный контроль распределена между технологами, специалистами по автоматизации и разработчиками [4].

Практический эффект оценивают по сопоставимым данным до и после внедрения с учётом затрат на интеграцию, обслуживание и переобучение. Наиболее надёжен поэтапный подход, при котором каждая новая функция проходит самостоятельную проверку и может быть отключена без остановки основного процесса [5].

Искусственный интеллект позволяет расширить функции АСУ ТП за счёт прогнозирования параметров, создания программных датчиков, выявления аномалий, диагностики оборудования и оптимизации режимов. Его применение особенно эффективно на объектах с большим количеством взаимосвязанных сигналов и накопленным архивом достоверных производственных данных.

Интеллектуальная модель должна рассматриваться как управляемый компонент общей системы автоматизации. Для её надёжной работы необходимы качественные и прослеживаемые данные, проверка на различных режимах, контроль изменения свойств процесса и регламент обновления.

Использованные источники:

1. ГОСТ Р 71476-2024. Искусственный интеллект. Концепции и терминология искусственного интеллекта.
2. ГОСТ Р 71539-2024. Искусственный интеллект. Процессы жизненного цикла системы искусственного интеллекта.
3. ГОСТ Р 71484.2-2024. Искусственный интеллект. Качество данных для аналитики и машинного обучения. Часть 2. Показатели качества данных.
4. ГОСТ Р ИСО/МЭК 42001-2024. Искусственный интеллект. Система менеджмента.

5. Шлыков С. В. Применение методов машинного обучения для автоматизации процессов в нефтегазовой отрасли // Транспорт и хранение нефтепродуктов и углеводородного сырья. — 2023. — № 2. — С. 46–53. — DOI: 10.24412/0131-4270-2023-2-46-53.