

УДК 004.8

**ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СИСТЕМАХ
УПРАВЛЕНИЯ ПРОИЗВОДСТВЕННЫМИ ПРОЦЕССАМИ**Канищев А.М., студент гр. Э-221, IV курс; Стадникова С.В., кандидат
экономических наук, доцентФГБОУ ВО «Белгородский государственный технологический университет
им. В.Г. Шухова», г. Белгород, РоссияФГБОУ ВО «Белгородский государственный технологический
университет им. В.Г. Шухова», г. Белгород, Россия

На современном этапе развития промышленности повышение эффективности управления производственными процессами становится одной из ключевых задач технологической модернизации предприятий. Рост сложности технологических систем, увеличение объёмов производственных данных и необходимость поддержания высокой точности регулирования требуют внедрения новых подходов к обработке информации и принятию управленческих решений. Одним из наиболее перспективных направлений является применение методов искусственного интеллекта, позволяющих автоматизировать анализ больших массивов данных и формировать адаптивные алгоритмы управления технологическими процессами.

Развитие интеллектуальных методов обработки информации тесно связано с процессами цифровой трансформации промышленности. Современные предприятия активно внедряют автоматизированные системы управления, интегрированные с информационными платформами предприятия. В научных исследованиях отмечается, что использование технологий искусственного интеллекта позволяет значительно повысить гибкость производственных систем и сократить время реакции на изменение параметров технологического процесса [1]. В отличие от традиционных алгоритмов управления, интеллектуальные модели способны учитывать сложные нелинейные зависимости между параметрами технологической среды и адаптироваться к изменяющимся условиям функционирования оборудования.

Для современных промышленных предприятий характерно широкое применение датчиков, измерительных комплексов и автоматизированных систем мониторинга, обеспечивающих непрерывное получение данных о состоянии технологических процессов. В ходе работы генерируются колоссальные объёмы сведений: от текущих рабочих показателей станков до специфических свойств готовых изделий. Адекватно интерпретировать такой

поток информации без привлечения интеллектуального анализа — машинного обучения и статмоделирования — сегодня практически невозможно. Именно эти технологии помогают обнаружить неочевидные связи в работе цехов, на основе которых строятся прецизионные управленческие модели. В этом контексте на первый план выходит прогнозирование. Поскольку на производство постоянно влияют переменные факторы (качество сырья, скачки нагрузки, внешняя среда), нейросетевое прогнозирование становится инструментом, позволяющим предвидеть сбои еще до их фактического проявления.. Использование нейросетевых моделей прогнозирования позволяет выявлять тенденции изменения технологических параметров и заранее оценивать возможные отклонения в работе производственного оборудования. Как показывают исследования в области интеллектуальных систем управления, применение алгоритмов машинного обучения позволяет существенно повысить точность прогностических моделей [2].

Важным направлением внедрения технологий искусственного интеллекта является оптимизация производственных процессов. В рамках данной задачи осуществляется анализ различных вариантов функционирования технологической системы с целью определения наиболее эффективных режимов работы оборудования. Интеллектуальные алгоритмы способны одновременно учитывать большое количество факторов, включая производственную загрузку, энергопотребление, характеристики технологических операций и требования к качеству продукции. Это позволяет находить оптимальные решения, обеспечивающие повышение производительности и снижение затрат на производство [3].

Существенную роль искусственный интеллект играет в системах диагностики и мониторинга технического состояния оборудования. Традиционные методы технического обслуживания, основанные на плановых регламентных проверках, постепенно уступают место концепции предиктивного обслуживания. Данный подход предполагает анализ данных эксплуатации оборудования с целью прогнозирования возможных отказов. Алгоритмы машинного обучения позволяют выявлять ранние признаки износа элементов оборудования и формировать рекомендации по проведению технического обслуживания до возникновения аварийной ситуации. В научной литературе отмечается, что внедрение систем предиктивной диагностики значительно снижает вероятность внеплановых остановок производства [4].

Значительное распространение получают интеллектуальные системы поддержки принятия решений. Подобные системы предназначены для анализа текущей производственной ситуации и формирования рекомендаций для операторов и управленческого персонала. В их основе лежат методы экспертного моделирования, анализа данных и математической оптимизации.

Использование таких систем способствует повышению обоснованности управленческих решений и обеспечивает более эффективное взаимодействие между человеком и автоматизированной системой управления [5].

Важным этапом развития интеллектуальных систем управления является их интеграция с корпоративными информационными системами предприятия. Современные промышленные организации используют комплексные цифровые платформы, включающие системы управления производством (MES), системы планирования ресурсов предприятия (ERP) и автоматизированные системы управления технологическими процессами. Интеграция алгоритмов искусственного интеллекта в данные системы обеспечивает комплексный анализ производственных процессов и позволяет формировать оптимальные стратегии управления на различных уровнях производственной структуры. Такой подход соответствует концепции «Индустрия 4.0», предполагающей создание единой цифровой среды промышленного предприятия [6].

Дополнительным перспективным направлением применения искусственного интеллекта в промышленности является автоматизация управления производственными ресурсами. Интеллектуальные алгоритмы сегодня берут на себя весь цикл планирования: от распределения конкретных цеховых заданий до контроля за расходом энергии и материалов. Внедрение таких систем — это, прежде всего, способ избавиться от простоев и максимально задействовать имеющиеся мощности, тем самым снижая себестоимость продукта. Важно, что ИИ не просто составляет план, а «живет» в ритме производства: анализируя операции в реальном времени, система способна мгновенно скорректировать график, если возникло отклонение. Такая гибкость делает предприятие на порядок устойчивее к любым рыночным или технологическим колебаниям.

Следует отметить, что эффективность применения искусственного интеллекта в промышленности во многом определяется качеством исходных данных и уровнем интеграции информационных систем предприятия. Чем более полно охватываются производственные процессы средствами цифрового мониторинга, тем выше точность аналитических моделей и тем эффективнее формируемые алгоритмы управления. В связи с этим развитие интеллектуальных производственных систем требует комплексного подхода, включающего модернизацию инфраструктуры сбора данных, совершенствование методов анализа информации и подготовку специалистов в области цифровых технологий.

Дополнительным направлением развития интеллектуальных систем управления является использование цифровых двойников производственных объектов. Цифровой двойник представляет собой виртуальную модель

технологической системы, функционирование которой синхронизировано с реальным оборудованием. На основе данных, поступающих от датчиков и информационных систем предприятия, такая модель воспроизводит поведение технологического процесса и позволяет анализировать различные сценарии его функционирования. Благодаря цифровым двойникам инженеры получают полигон для виртуальных испытаний, где можно протестировать любой режим работы оборудования, не рискуя реальными агрегатами. По сути, слияние ИИ и производственных систем становится фундаментом технологической живучести современного предприятия. Интеллектуализация процессов не только стабилизирует работу техники и экономит ресурсы, но и открывает путь к созданию сквозных цифровых платформ. Очевидно, что вектор дальнейшего развития будет направлен на углубление аналитики Big Data и качественную эволюцию методов машинного обучения в рамках единой промышленной экосистемы.

Список использованных источников

1. Воронин А.Н., Кузнецов В.В. Интеллектуальные системы управления производственными процессами. М.: Машиностроение, 2015.
2. Боровиков В.П. Нейронные сети. Statistica Neural Networks: методология и технологии современного анализа данных. М.: Горячая линия – Телеком, 2008.
3. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети: теория и практика. М.: Горячая линия – Телеком, 2001.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: Вильямс, 2006.
5. Ларичев О.И. Теория и методы принятия решений. М.: Логос, 2006.
6. Шваб К. Четвёртая промышленная революция. М.: Эксмо, 2017.