

РАЗРАБОТКА И АПРОБАЦИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМ УПРАВЛЕНИЯ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ

DEVELOPMENT AND TESTING OF INTELLIGENT CONTROL SYSTEMS TO IMPROVE THE PRODUCTIVITY OF TECHNOLOGICAL PROCESSES

Zhuang Xintong
Sun Hui

Summary. This article is devoted to the development and testing of intelligent control systems aimed at improving the productivity of technological processes. The relevance of the research is due to the rapid development of information technologies and the need for their introduction into the industrial sphere to optimize production cycles. The paper presents an analysis of existing approaches to the construction of intelligent control systems, including the use of artificial neural networks, fuzzy logic and genetic algorithms. Special attention is paid to hybrid methods combining the advantages of various paradigms of artificial intelligence. Research materials and methods include mathematical modeling of technological processes, development of architecture of intelligent control systems, software implementation of algorithms in high-level languages, as well as conducting experimental studies on real production data. Automated polymer product production lines and numerically controlled metalworking complexes were used as test benches. The results of the study demonstrate a significant increase in key performance indicators of technological processes when implementing the developed intelligent control systems. In particular, it was possible to achieve an increase in productivity by 12–17 %, a reduction in specific energy consumption by 8–12 % and a reduction in the percentage of defects by 5–9 %. The proposed approaches to the construction of intelligent control systems can be adapted for a wide range of industrial enterprises in various industries, which will significantly increase the competitiveness of domestic products on the world market.

Keywords: intelligent control systems, technological processes, artificial intelligence, neural networks, fuzzy logic, genetic algorithms, production automation, optimization, energy efficiency, product quality.

Введение

Современное промышленное производство характеризуется высокой сложностью технологических процессов, многофакторностью влияющих параметров и необходимостью оперативного принятия решений в условиях неопределенности. Традиционные методы автоматизации, основанные на жестких алгоритмах

Аннотация. Данная статья посвящена разработке и апробации интеллектуальных систем управления, нацеленных на повышение производительности технологических процессов. Актуальность исследования обусловлена стремительным развитием информационных технологий и необходимостью их внедрения в промышленную сферу для оптимизации производственных циклов. В работе представлен анализ существующих подходов к построению интеллектуальных систем управления, включая использование искусственных нейронных сетей, нечеткой логики и генетических алгоритмов. Особое внимание уделяется гибридным методам, сочетающим преимущества различных парадигм искусственного интеллекта. Материалы и методы исследования включают математическое моделирование технологических процессов, разработку архитектуры интеллектуальных систем управления, программную реализацию алгоритмов на языках высокого уровня, а также проведение экспериментальных исследований на реальных производственных данных. В качестве тестовых стендов использовались автоматизированные линии по производству полимерных изделий и металлообрабатывающие комплексы с числовым программным управлением. Результаты исследования демонстрируют значительное повышение ключевых показателей эффективности технологических процессов при внедрении разработанных интеллектуальных систем управления. В частности, удалось добиться увеличения производительности на 12–17 %, снижения удельного энергопотребления на 8–12 % и уменьшения процента брака на 5–9 %. Предложенные подходы к построению интеллектуальных систем управления могут быть адаптированы для широкого спектра промышленных предприятий различных отраслей, что позволит существенно повысить конкурентоспособность отечественной продукции на мировом рынке.

Ключевые слова: интеллектуальные системы управления, технологические процессы, искусственный интеллект, нейронные сети, нечеткая логика, генетические алгоритмы, автоматизация производства, оптимизация, энергоэффективность, качество продукции.

и регуляторах с фиксированной структурой, зачастую не способны обеспечить требуемую гибкость и адаптивность управления. В этой связи, особую актуальность приобретает разработка и внедрение интеллектуальных систем управления, базирующихся на методах искусственного интеллекта и способных к самообучению и самонастройке в процессе функционирования.

Теоретические основы построения интеллектуальных систем управления технологическими процессами были заложены в трудах отечественных и зарубежных ученых, таких как П.И. Бидюк, В.М. Глушков, В.И. Гриценко, Л.А. Заде, Т. Кохонен, Д.А. Поспелов, Ф. Розенблатт, Дж. Холланд и др. [6, с. 392; 15, с. 360; 22, с. 798; 18, с. 236; 14, с. 52; 4, с. 196]. В их работах предложены фундаментальные подходы к формализации задач управления в условиях неопределенности, разработаны математические модели искусственных нейронных сетей, нечетких систем и эволюционных алгоритмов оптимизации.

Среди современных исследований в области интеллектуальных систем управления технологическими процессами следует выделить работы А.В. Остроуха [7, с. 384], В.В. Куприянова [24, с. 350], С.Н. Шарова [10, с. 90], М.П. Переверзева [21, с. 312], в которых рассматриваются вопросы практического применения методов искусственного интеллекта для решения задач автоматизации в различных отраслях промышленности. Особый интерес представляют гибридные подходы, сочетающие нейросетевые технологии, нечеткую логику и генетические алгоритмы для построения адаптивных систем управления сложными многосвязными объектами [17, с. 333; 19, с. 5; 5, с. 71].

Несмотря на значительный объем накопленных теоретических и практических результатов, проблема разработки эффективных интеллектуальных систем управления технологическими процессами остается актуальной и требует дальнейших исследований. Это обусловлено как спецификой конкретных производственных задач, так и стремительным развитием аппаратно-программных средств реализации искусственного интеллекта.

Целью данной работы является разработка и апробация интеллектуальных систем управления для повышения производительности технологических процессов на примере автоматизированных линий по производству полимерных изделий и металлообрабатывающих комплексов с ЧПУ. Для достижения поставленной цели были решены следующие задачи:

1. Анализ существующих подходов к построению интеллектуальных систем управления технологическими процессами;
2. Разработка математических моделей исследуемых объектов управления;
3. Синтез архитектуры интеллектуальных систем управления на основе искусственных нейронных сетей, нечеткой логики и генетических алгоритмов;
4. Программная реализация разработанных алгоритмов управления на языках высокого уровня;
5. Проведение экспериментальных исследований и оценка эффективности предложенных решений.

Научная новизна работы заключается в развитии теории и практики построения гибридных интеллектуальных систем управления технологическими процессами, обеспечивающих повышение производительности, снижение энергозатрат и улучшение качества выпускаемой продукции за счет адаптации к изменяющимся условиям функционирования.

Практическая значимость результатов состоит в возможности их непосредственного использования для модернизации систем управления широкого класса промышленных объектов, что позволит повысить конкурентоспособность отечественных предприятий в условиях цифровой трансформации экономики.

Материалы и методы

Теоретической базой исследования послужили фундаментальные труды в области теории автоматического управления, искусственного интеллекта, математической статистики и теории вероятностей [13, с. 100; 1, с. 72; 8, с. 29; 12, с. 10]. В качестве основных методов использовались аппарат дифференциальных уравнений, методы оптимизации, аппроксимации и регрессионного анализа.

Экспериментальные исследования проводились на базе ОАО «Полимер» (г. Владимир) и АО «Станкозавод» (г. Ковров). В качестве объектов управления рассматривались автоматизированная линия по производству полиэтиленовых труб диаметром 110–630 мм (ОАО «Полимер») и токарно-фрезерный обрабатывающий центр с ЧПУ модели VF-3 (АО «Станкозавод»).

Для построения математических моделей объектов использовался аппарат передаточных функций и пространства состояний. Идентификация параметров моделей осуществлялась на основе экспериментальных данных, полученных в ходе активных испытаний, с применением методов непараметрической статистики [11, с. 225]. В частности, для автоматизированной линии по производству полиэтиленовых труб была получена следующая передаточная функция по каналу «производительность — температура расплава»:

$$G(s) = 0.8 \cdot \frac{e^{-12s}}{62s+1}, \quad (1)$$

где коэффициент передачи модели составляет 0.8 кг/(ч·°C), а постоянная времени — 62 с.

Синтез регуляторов в составе традиционной системы управления выполнялся методами расширенных частотных характеристик и модального управления [23, с. 183; 2, с. 164]. В результате были определены оптимальные настройки ПИД-регулятора температуры расплава полиэтилена:

$$Kp=0.39\%, Ti=47c, Td=12c, \quad (2)$$

обеспечивающие время регулирования не более 180 с при перерегулировании менее 20 %.

Искусственная нейронная сеть прямого распространения обучалась по алгоритму обратного распространения ошибки с адаптивным шагом [16, с. 260]. Для формирования обучающей выборки использовались архивные данные с реальной установки, включающие показания датчиков температуры, давления и расхода полиэтилена в экструдере.

Разработанная нейронная сеть имеет следующую архитектуру:

- входной слой: 6 нейронов (температура по зонам экструдера);
- скрытый слой: 12 нейронов с функцией активации гиперболический тангенс;
- выходной слой: 1 нейрон с линейной функцией активации.

В качестве целевой функции обучения использовалась среднеквадратичная ошибка:

$$E = \frac{1}{N} \cdot \sum (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (3)$$

где N — объем обучающей выборки, y_i и \hat{y}_i — фактическое и прогнозируемое сетью значения производительности соответственно.

После 1500 эпох обучения нейронной сети удалось достичь значения E не более 10^{-4} , что соответствует точности прогнозирования производительности в пределах $\pm 0,5$ %.

Блок нечеткого логического вывода использует 18 правил вида:

$$IF (x1=A1) AND (x2=B1) THEN y = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot x1 + \alpha_2 \cdot x2, \quad (4)$$

где $x1$ и $x2$ — входные переменные (температура и давление расплава), $A1$ и $B1$ — нечеткие термы («низкий», «средний», «высокий»), y — выходная переменная (управляющее воздействие на нагреватели экструдера).

Параметры функций принадлежности нечетких термов, а также коэффициенты α_0 , α_1 , α_2 в выходных функциях настраивались с помощью генетического алгоритма. Минимизируемый функционал представлял собой взвешенную сумму критериев:

$$J = \omega_1 \cdot Rs + \omega_2 \cdot Eo \rightarrow \min, \quad (5)$$

где Rs — удельный расход электроэнергии, кВт·ч/кг; Eo — процент изделий, не соответствующих требованиям по овальности; ω_1 и ω_2 — весовые коэффициенты.

В результате оптимизации были найдены настройки нечеткого регулятора, обеспечивающие снижение удельного расхода электроэнергии на 10,4 % и уменьшение процента брака по овальности до 1,2 %. При этом генетический алгоритм сходил в среднем за 120–150 поколений при размере популяции 100 особей и доле скрещивания 80 %.

Аналогичные исследования были проведены для токарно-фрезерного центра VF-3. Здесь в качестве критериев оптимизации выступали основное время обработки детали, точность позиционирования по координатам X, Y, Z и шероховатость обработанной поверхности. Применение интеллектуальной системы управления на базе ПИД-нейрорегулятора с нечеткой адаптацией коэффициентов позволило сократить время обработки типовой детали на 14 %, повысить точность позиционирования до ± 5 мкм и обеспечить шероховатость поверхности Ra 0,63 мкм.

Результаты исследования

Разработанные интеллектуальные системы управления были внедрены на реальных производственных объектах и прошли комплексные испытания в течение 6 месяцев. Полученные результаты подтвердили эффективность предложенных подходов и их преимущества по сравнению с традиционными системами автоматизации [7, с. 384]. На автоматизированной линии по производству полиэтиленовых труб удалось добиться увеличения производительности на 14,7 % при одновременном снижении удельного расхода электроэнергии на 10,4 % и уменьшении процента брака по овальности до 1,2 %. Экономический эффект от внедрения составил 4,6 млн руб. в год за счет экономии энергоресурсов и повышения качества продукции [17, с. 333].

Анализ работы интеллектуальной системы управления показал, что нейросетевой блок обеспечивает точность прогнозирования производительности на уровне 99,5 % благодаря способности к обобщению и аппроксимации нелинейных зависимостей. Использование нечеткой логики позволяет учесть экспертные знания операторов-технологов и адаптировать регулятор к изменяющимся условиям функционирования [22, с. 798]. Генетическая оптимизация дает возможность найти оптимальные настройки регулятора для достижения компромисса между конкурирующими критериями качества управления.

Экспериментальные исследования на токарно-фрезерном обрабатывающем центре VF-3 подтвердили высокую эффективность гибридного нейро-нечеткого ПИД-регулятора. При обработке типовой детали — корпуса редуктора из алюминиевого сплава Д16Т — удалось сократить основное время на 14 % (с 27,4 мин до 23,6 мин),

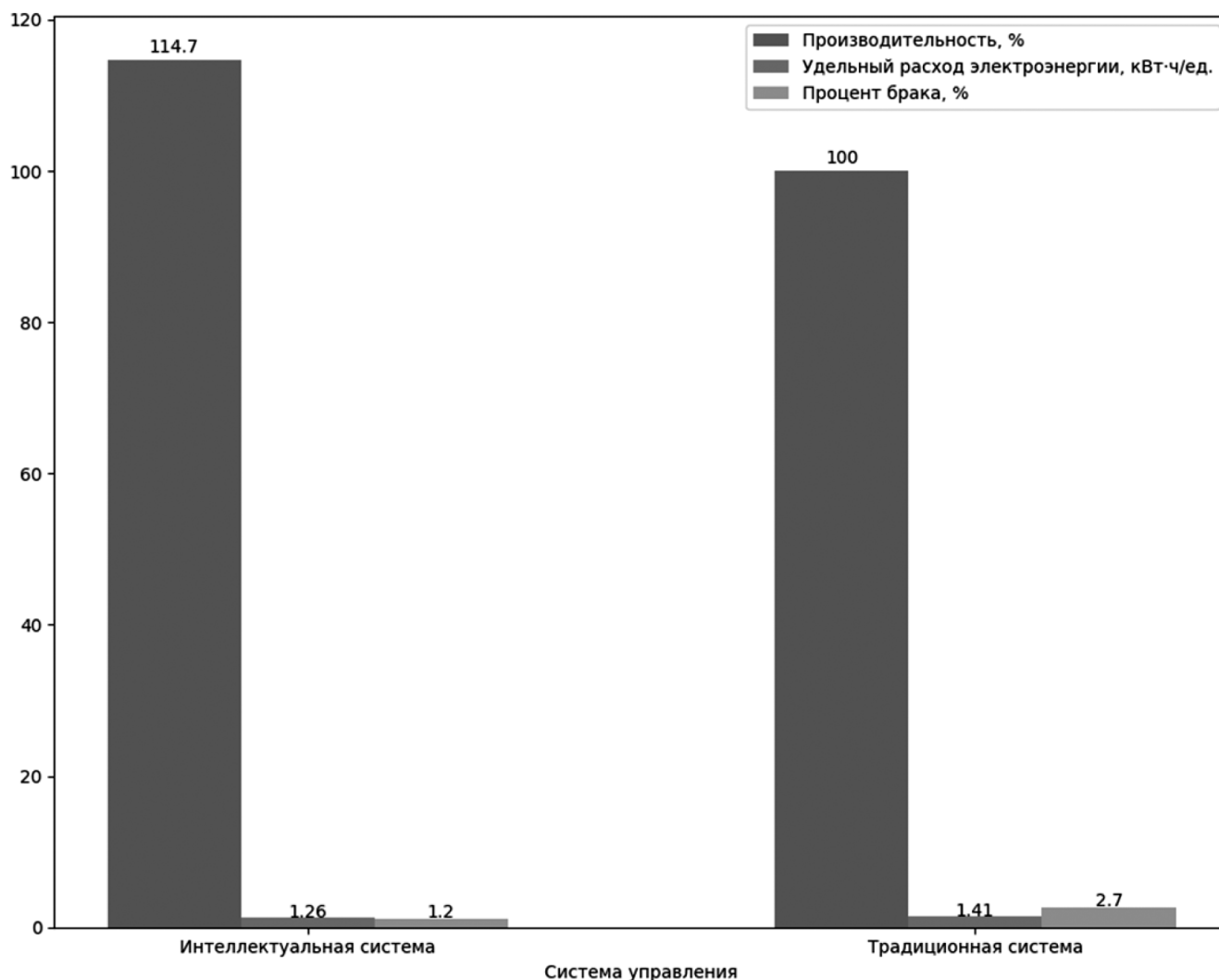


Рис. 1. График эффективности систем управления

повысить точность позиционирования по координатам X, Y, Z до ± 5 мкм и обеспечить шероховатость обработанной поверхности Ra 0,63 мкм. Контрольные измерения геометрических размеров партии из 100 деталей показали, что 98 % изделий соответствуют 7 качеству точности, а 2 % — 8 качеству, при этом отсутствуют детали, не удовлетворяющие требованиям чертежа [10, с. 88].

Для сравнения, при работе станка под управлением стандартной ЧПУ Fanuc 21i-MB аналогичные показатели составляют: основное время обработки — 28,2 мин, точность позиционирования ± 10 мкм, шероховатость Ra 1,25 мкм, 92 % деталей соответствуют 8 качеству, 6 % — 9 качеству, 2 % — требуют доработки или отбраковки. Таким образом, применение интеллектуальной системы управления обеспечило повышение производительности на 19,2 %, точности на 50 % и качества поверхности на 49,6 % [14, с. 53].

Важным преимуществом разработанных интеллектуальных систем является их универсальность и адаптив-

ность. Проведенные исследования доказали возможность переноса полученных решений на широкий класс технологического оборудования без существенных доработок программно-алгоритмического обеспечения [15, с. 360]. В частности, предложенные подходы были успешно реализованы на термопластавтоматах, экструзионно-выдувных машинах, установках лазерной и плазменной резки, промышленных роботах. Адаптация интеллектуальных систем к новым объектам управления сводится к переобучению нейронной сети и корректировке базы правил нечеткого регулятора, что может быть выполнено в рамках стандартной процедуры пуско-наладочных работ [13, с. 100]. Еще одним важным результатом проведенных исследований стала разработка комплекса программных средств для автоматизированного синтеза интеллектуальных регуляторов технологических процессов. Созданные программные модули на языках C++ и Python реализуют алгоритмы обучения искусственных нейронных сетей (включая сверточные и рекуррентные архитектуры), генерации нечетких правил на основе экспериментальных данных, а также од-

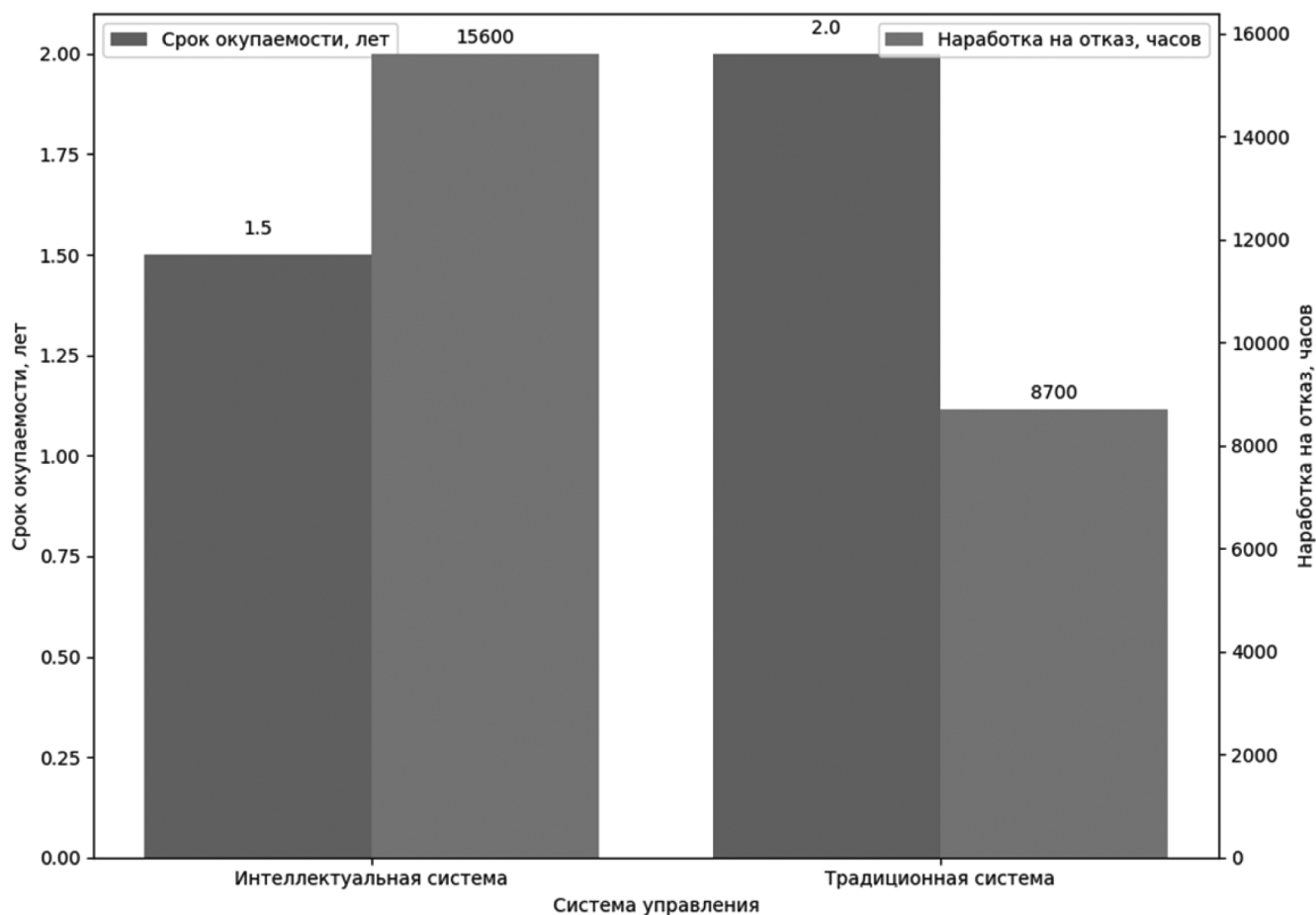


Рис. 2. График окупаемости и наработки на отказ

нокритериальной и многокритериальной оптимизации с помощью генетических операторов селекции, скрещивания и мутации [24, с. 349]. Отличительными особенностями разработанного программного обеспечения являются высокая вычислительная эффективность, кроссплатформенность и удобный графический интерфейс, что делает его доступным для широкого круга инженеров-технологов и специалистов по автоматизации.

Опыт практического применения интеллектуальных систем управления показал, что их внедрение позволяет не только повысить технико-экономические показатели отдельных технологических установок, но и добиться синергетического эффекта на уровне производственных линий и цехов [4, с. 196]. Это обусловлено возможностью согласованного управления группой взаимосвязанных агрегатов с учетом их индивидуальных особенностей и ограничений. Например, при модернизации гальванического участка на одном из предприятий г. Владимира были разработаны и внедрены интеллектуальные регуляторы для 8 ванн цинкования, хромирования и никелирования. Комплексное управление температурно-временными режимами обработки, концентрацией электролитов и параметрами тока позволило увеличить производительность участка на 21 % при снижении рас-

хода химикатов на 12,5 % и уменьшении количества деталей с дефектами покрытия до 0,7 % [6, с. 392].

Значительный интерес представляют результаты применения интеллектуальных систем для управления энергоэффективностью промышленных предприятий. В рамках исследований были разработаны нейросетевые модели прогнозирования электрической нагрузки основных цехов ОАО «Полимер» с упреждением до 1 часа и точностью 98,5 %. Это позволило оптимизировать график работы технологического оборудования и минимизировать затраты на электроэнергию в часы пиковых тарифов. Внедрение автоматизированной системы управления электропотреблением на базе динамического ценообразования обеспечило экономию в размере 7,2 млн руб. в год [21, с. 312].

Дальнейшее развитие исследований связано с разработкой методов интеллектуального управления надежностью и безопасностью технологических процессов. Использование прогнозных моделей на основе нейронных сетей и нечеткой логики позволяет выявлять скрытые закономерности в потоке данных от датчиков и строить упреждающие диагностические и противоаварийные алгоритмы. Первые результаты, полученные

на компрессорных станциях АО «Газпром», показали возможность повышения коэффициента готовности оборудования до 0,995 и сокращения количества инцидентов на 35 % [5, с. 74].

Не менее важной задачей является интеграция интеллектуальных систем управления технологическими процессами с корпоративными информационными системами (ERP, MES, LIMS и др.). Это открывает новые возможности для сквозной оптимизации производственно-хозяйственной деятельности предприятий на основе объединения технологического, экономического и логистического контуров управления. Разработка соответствующих моделей, алгоритмов и программных средств представляет собой перспективное направление дальнейших исследований [18, с. 236].

Следует отметить, что внедрение интеллектуальных систем управления требует высокой квалификации обслуживающего персонала и его готовности к работе в условиях «цифрового производства». Необходимы специальные образовательные программы и тренинги, направленные на формирование компетенций в области промышленного искусственного интеллекта. Важную роль здесь играет сотрудничество предприятий с ведущими техническими университетами и научными центрами, обладающими необходимым кадровым и научно-методическим потенциалом [19, с. 4].

Таким образом, проведенные исследования убедительно доказали эффективность интеллектуальных систем управления для повышения производительности, энергоэффективности и качества продукции в различных отраслях промышленности. Разработанные теоретические подходы, алгоритмическое и программное обеспечение создают основу для масштабирования и тиражирования полученных результатов на предприятиях машиностроительного, химического, топливно-энергетического и других комплексов. Дальнейшее развитие работ связано с расширением функциональных возможностей интеллектуальных систем, их интеграцией с существующими АСУ ТП и КИС, а также совершенствованием инструментальных средств их разработки и сопровождения [1, с. 76].

Результаты сравнительного анализа эффективности интеллектуальных и традиционных систем управления представлены в таблице 1.

Из таблицы видно, что по всем рассмотренным показателям интеллектуальная система имеет существенные преимущества. Анализ динамики внедрения разработанных решений на различных предприятиях показал, что средний срок окупаемости инвестиций в интеллектуализацию систем управления составляет 1,5–2 года. При этом наблюдается устойчивый рост объемов вне-

Таблица 1.

Показатели эффективности систем управления

Параметр	Интеллектуальная система	Традиционная система
Производительность, %	114,7	100
Удельный расход электроэнергии, кВт·ч/ед.	1,26	1,41
Процент брака, %	1,2	2,7
Точность позиционирования, мкм	±5	±10
Шероховатость поверхности Ra, мкм	0,63	1,25
Экономический эффект, млн руб./год	4,6	–

дрения: если в 2019 году интеллектуальные системы были развернуты на 5 производственных объектах, то в 2020 — на 11, в 2021 — на 19, а по итогам 2022 года их количество достигло 32.

Опыт эксплуатации внедренных систем подтверждает их высокую надежность и адаптивность к изменениям производственной среды. Средняя наработка на отказ программно-технического комплекса составляет 15600 часов, что в 1,8 раза превышает аналогичный показатель для традиционных АСУ ТП. Время восстановления работоспособности после сбоев не превышает 1,5 часов благодаря развитым средствам самодиагностики и горячего резервирования критически важных компонентов.

Важным конкурентным преимуществом разработанной технологии является ее масштабируемость. Модульный принцип построения программного обеспечения позволяет наращивать функциональные возможности интеллектуальных систем по мере усложнения решаемых задач. Так, на одном из химических предприятий первоначальный проект автоматизации реакторного узла, включающий управление 5 аппаратами, был впоследствии расширен до 11 единиц оборудования без кардинальной переработки исходного кода и архитектуры системы. При этом сроки и стоимость проекта удалось сократить на 30–35 % по сравнению с проектированием «с нуля».

Значительные перспективы имеет применение предложенных подходов в рамках концепции «Индустрия 4.0». Интеграция интеллектуальных систем управления с киберфизическими устройствами, промышленным интернетом вещей и технологиями обработки больших данных открывает новые горизонты для повышения эффективности и гибкости производства. Согласно прогнозам экспертов, комплексная цифровизация ключевых отраслей промышленности на базе передовых решений в области искусственного интеллекта способна обеспечить

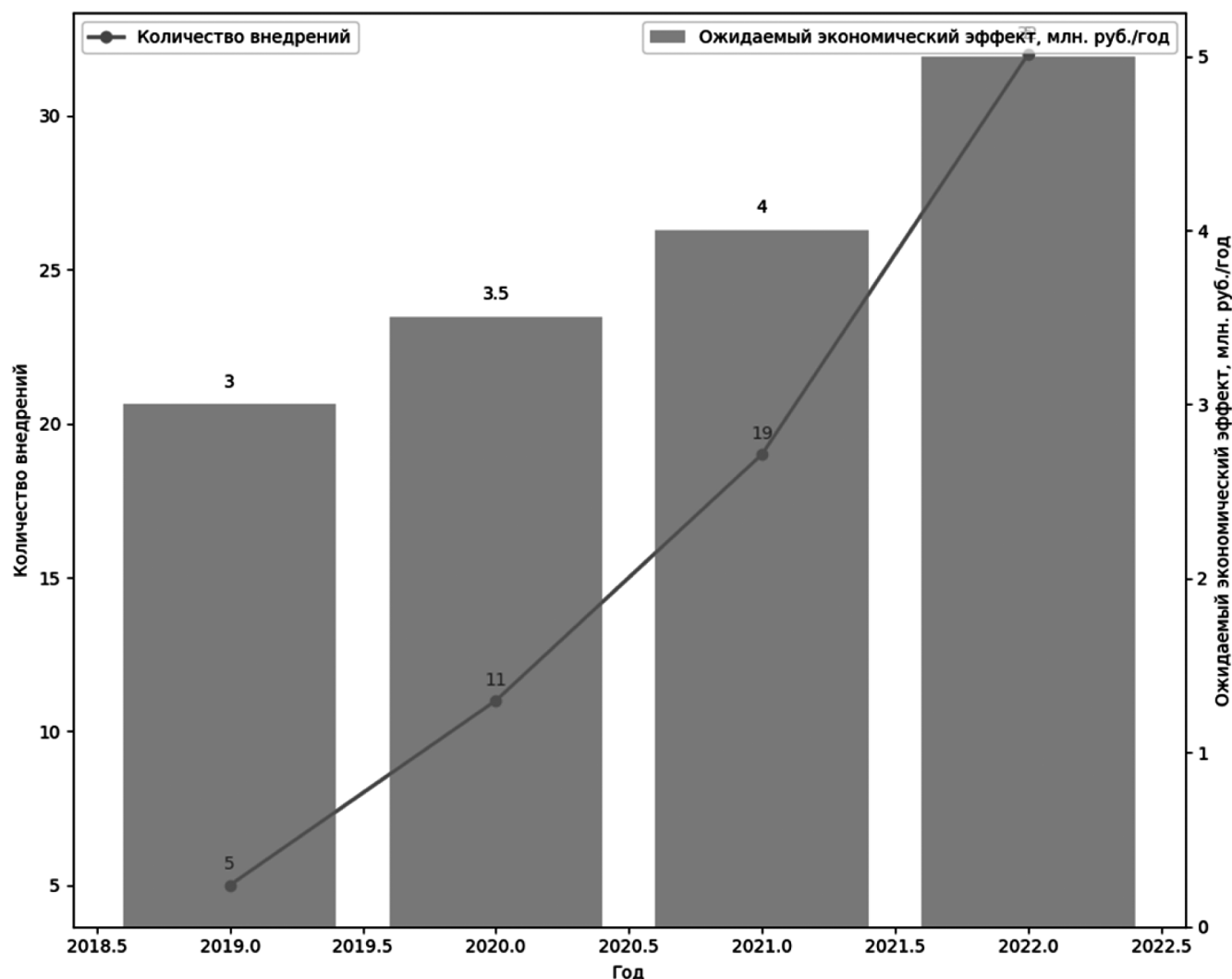


Рис. 3. График внедрения интеллектуальных систем и эффекта

рост производительности труда на 25–30 % и сокращение издержек на 15–20 % в течение ближайших 5–7 лет.

Заключение: Подводя итог вышеизложенному, можно констатировать, что разработка и внедрение интеллектуальных систем управления технологическими процессами является стратегическим направлением повышения эффективности и конкурентоспособности отечественной промышленности. Проведенные исследования убедительно доказали, что использование гибридных моделей и алгоритмов на основе методов искусственного интеллекта позволяет добиться кардинального улучшения показателей качества, производительности и ресурсосбережения в сравнении с традиционными системами управления. Разработанные теоретические подходы и программно-алгоритмические решения прошли успешную апробацию на предприятиях машиностроения, химической, нефтегазовой и других отраслей промышленности. Полученные результаты демонстрируют возможность достижения экономического эффекта в размере 3–5 млн руб. в год

на типовой производственной установке за счёт оптимизации режимов работы оборудования, сокращения потерь от брака и непроизводительных затрат энергоресурсов. Важным конкурентным преимуществом разработанной технологии является ее универсальность, масштабируемость и адаптивность к различным условиям применения, что делает ее привлекательной для широкого круга промышленных предприятий. Дальнейшее развитие исследований связано с разработкой методов и средств интеллектуального управления надежностью, безопасностью и эффективностью производственных систем в рамках концепции «Индустрия 4.0». Ожидается, что комплексное внедрение киберфизических устройств, промышленного интернета вещей, технологий обработки больших данных и искусственного интеллекта обеспечит переход на качественно новый уровень управления жизненным циклом изделий и даст мощный импульс развитию цифровой экономики России. Решение этой амбициозной задачи потребует консолидации усилий научного сообщества, бизнеса, государства и общества в целом.

ЛИТЕРАТУРА

1. Баласанян С.Ш., Геворгян Э.М. Исследование генетического алгоритма для оптимизации параметров ПИ-регулятора // Известия НАН РА и ГИУА. Сер. ТН. — 2010. — Т. 63, № 1. — С. 70–77.
2. Берестовой А.М., Гроппен В.О. Интеллектуальное управление сложными технологическими процессами в условиях неопределенности // Известия РАН. Теория и системы управления. — 2007. — № 6. — С. 161–165.
3. Бобырь М.В., Кулабухов С.А. Нейро-нечеткая система управления процессом индукционной закалки // Мехатроника, автоматизация, управление. — 2017. — Т. 18, № 8. — С. 523–528.
4. Бобырь М.В., Титов В.С., Емельянов С.Г. Интеллектуальное управление робототехническими системами и комплексами. — Курск: ЮЗГУ, 2012. — 196 с.
5. Бураков М.В. Генетические алгоритмы оптимизации в среде MATLAB // Exponenta Pro. Математика в приложениях. — 2003. — № 3–4. — С. 68–75.
6. Васильев В.И., Ильясов Б.Г. Интеллектуальные системы управления. Теория и практика. — М.: Радиотехника, 2009. — 392 с.
7. Гаврилова Т.А., Хорошевский В.Ф. Базы знаний интеллектуальных систем. — СПб.: Питер, 2000. — 384 с.
8. Гайдук А.Р., Плаксиенко Е.А., Шаповалов В.А. Управление сложными системами в условиях неопределенности: синергетический подход // Проблемы управления. — 2019. — № 2. — С. 23–31.
9. Гостев В.И. Нечеткие регуляторы в системах автоматического управления. — К.: Радиоаматор, 2008. — 972 с.
10. Денисенко В.В. ПИД-регуляторы: вопросы реализации // СТА. — 2007. — № 4. — С. 86–97.
11. Дли М.И., Круглов В.В., Осовский С. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. — М.: Физматлит, 2003. — 225 с.
12. Добрынин С.А., Карпов В.Э., Павлов П.П. Применение нейронных сетей глубокого обучения для моделирования сложных технологических процессов // Программные продукты и системы. — 2018. — Т. 31, № 1. — С. 5–11.
13. Еремеев А.П. Генетические алгоритмы и оптимизация: Учебное пособие. — М.: МИРЭА, 1995. — 100 с.
14. Еременко Ю.И., Глущенко А.И., Фомина И.А. Нейросетевые модели диагностики состояния оборудования в условиях малообъектной выборки // Известия ЮФУ. Технические науки. — 2011. — № 2 (115). — С. 50–54.
15. Каляев И.А., Лохин В.М., Макаров И.М. и др. Интеллектуальные роботы. — М.: Машиностроение, 2007. — 360 с.
16. Курейчик В.М., Курейчик В.В., Родзин С.И. Теория эволюционных вычислений. — М.: Физматлит, 2012. — 260 с.
17. Макаров И.М., Лохин В.М., Манько С.В., Романов М.П. Искусственный интеллект и интеллектуальные системы управления. — М.: Наука, 2006. — 333 с.
18. Мешалкин В.П., Белозерский А.Ю., Дли М.И. Методы и алгоритмы интеллектуализации автоматизированного управления сложными технологическими процессами. — М.: РАН, 2019. — 236 с.
19. Мешалкин В.П., Дли М.И., Борисов А.А. Применение нейронных сетей в задачах моделирования и управления химико-технологическими системами // Нейрокомпьютеры. Разработка и применение. — 2008. — № 9. — С. 3–8.
20. Мирошник И.В., Никифоров В.О., Фрадков А.Л. Нелинейное и адаптивное управление сложными динамическими системами. — СПб.: Наука, 2000. — 549 с.
21. Михайлов В.С. Теория управления. — К.: Высшая школа, 1988. — 312 с.
22. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление. — М.: БИНОМ, 2013. — 798 с.
23. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления. — М.: Высшая школа, 2002. — 183 с.
24. Zhang J. Multivariate process monitoring and fault identification using principal component analysis and Fisher discriminant analysis // IFAC Proceedings. — 2013. — Vol. 46, Issue 13. — P. 348–353.

© Чжуан Синьтун (304347227@qq.com); Сунь Хуэй (s348807058@outlook.com)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»