

УДК 004.896:658.5

UDC 004.896:658.5

5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы экономики (физико-математические науки, экономические науки)

5.2.2. Mathematical, statistical and instrumental methods of economics (physical and mathematical sciences, economic sciences)

**АВТОМАТИЗАЦИЯ ПРОЦЕССОВ
ДОЗИРОВАНИЯ И ВЗВЕШИВАНИЯ С
ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЭЛЕМЕНТОВ
ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В
ПРОИЗВОДСТВЕ КОСМЕТИЧЕСКОЙ И
ХИМИЧЕСКОЙ ПРОДУКЦИИ**

**AUTOMATION OF DOSING AND WEIGHING
PROCESSES USING ARTIFICIAL
INTELLIGENCE ELEMENTS IN THE
MANUFACTURE OF COSMETIC AND
CHEMICAL PRODUCTS**

Гукасян Александр Валерьевич
Доктор технических наук, доцент
SPIN-код: 5963-5510
aleksandr_gukasyan@mail.ru
*ФГБОУ ВО "Кубанский государственный
технологический университет", Краснодар,
Россия*

Gukasyan Alexandr Valerievich
Doctor of Technical Sciences, Associate Professor
RSCI SPIN-code: 5963-5510
*Kuban State Technological University, Krasnodar,
Russia*

Момотов Игорь Викторович
Аспирант
*ФГБОУ ВО "Кубанский государственный
технологический университет", Краснодар,
Россия*

Momotov Igor Viktorovich
Postgraduate student
*Kuban State Technological University, Krasnodar,
Russia*

Аксенов Кирилл Дмитриевич
SPIN-код: 1788-7664
axenov.kir@gmail.com
*ФГБОУ ВО "Кубанский государственный
технологический университет", Краснодар,
Россия
ООО "Пространство интеллектуальных
решений", Новороссийск, Россия*

Aksionov Kirill Dmitrievich
RSCI SPIN-code: 1788-7664
axenov.kir@gmail.com
*Kuban State Technological University, Krasnodar,
Russia
LLC "Space of intelligent solutions", Novorossiysk,
Russia*

Угрюмов Илья Сергеевич
Аспирант
SPIN-код: 3056-7465
strelkaugr@mail.ru
*ФГБОУ ВО "Кубанский государственный
технологический университет", Краснодар, Россия*

Ugryumov Ilya Sergeevich
Postgraduate student
RSCI SPIN-code: 3056-7465
strelkaugr@mail.ru
*Kuban State Technological University, Krasnodar,
Russia*

Грачев Никита Алексеевич
Аспирант
teh-novacia.company@yandex.ru
*ФГБОУ ВО "Кубанский государственный
технологический университет", Краснодар, Россия*

Grachev Nikita Alekseevich
Postgraduate student
teh-novacia.company@yandex.ru
*Kuban State Technological University, Krasnodar,
Russia*

Статья посвящена разработке интеллектуальной системы дозирования и взвешивания для рецептурного производства косметической и химической продукции. Предложена математическая модель в виде конечного автомата с адаптивными переходами, позволяющая учитывать отклонения технологических параметров. Архитектура объединяет классическую промышленную автоматизацию и модули искусственного интеллекта — для прогнозирования, формирования рекомендаций и

The article presents the development of an intelligent dosing and weighing system for batch production of cosmetic and chemical products. A mathematical model is proposed in the form of a finite state machine with adaptive transitions, allowing for real-time correction of technological deviations. The system architecture combines classical industrial automation with artificial intelligence modules for forecasting, generating recommendations, and natural language interaction with the operator. Simulation results demonstrate reduced need for manual adjustments,

взаимодействия с оператором. Проведено моделирование, показавшее снижение количества корректировок, повышение стабильности дозирования и потенциал уменьшения брака. Полученные результаты могут быть использованы при внедрении интеллектуальных систем управления на малотоннажных участках с высокими требованиями к точности рецептур

Ключевые слова: АВТОМАТИЗАЦИЯ ДОЗИРОВАНИЯ, ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ, ПРЕЦИЗИОННОЕ ВЗВЕШИВАНИЕ, РЕЦЕПТУРНОЕ ПРОИЗВОДСТВО, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ, АДАПТИВНЫЕ АЛГОРИТМЫ, КОНТРОЛЬ КАЧЕСТВА

improved dosing stability, and the potential for waste reduction. The proposed solution can be applied to small-scale production environments with strict recipe precision requirements

Keywords: AUTOMATION OF DOSING, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, PRECISION WEIGHING, PRESCRIPTION PRODUCTION, INTELLIGENT CONTROL SYSTEMS, ADAPTIVE ALGORITHMS, QUALITY CONTROL

<http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-211-056>

1. Введение.

Постановка задачи. Современное производство косметических средств сталкивается с возрастающими требованиями к точности соблюдения рецептур, стабильности качества и минимизации производственных издержек. Рост потребительского спроса на персонализированную и экологически безопасную продукцию, а также ужесточение нормативных стандартов (например, GMP) делают актуальной задачу внедрения интеллектуальных систем управления технологическими процессами.

Традиционные методы, основанные на ручном контроле и аналоговых решениях, демонстрируют ограниченную эффективность: высокая зависимость от человеческого фактора, задержки в выявлении отклонений и отсутствие прогнозирования приводят к потерям сырья, увеличению брака и снижению конкурентоспособности предприятий.

Процессы взвешивания и дозирования компонентов являются ключевыми при соблюдении рецептур на производствах химической промышленности. На многих предприятиях они выполняются вручную, что повышает вероятность ошибок из-за человеческого фактора.

В рамках исследования рассматривается применение ИИ-

алгоритмов, таких как регрессионные модели, нейронные сети и деревья решений. Эти методы позволяют адаптивно учитывать изменения свойств сырья и условий производства, обеспечивая большую гибкость и устойчивость систем дозирования по сравнению с традиционным ПИД-регулированием, которое слабо адаптируется к изменяющимся условиям и не позволяет заранее корректировать параметры в зависимости от нестабильных характеристик сырья. В контексте указанных ограничений представляется перспективным использование методов искусственного интеллекта в задачах точного дозирования.

Научная новизна настоящей работы заключается во внедрении методов искусственного интеллекта в задачи автоматизации дозирования компонентов в рецептурном производстве косметики. Использование ИИ-алгоритмов позволяет не только повысить точность и стабильность дозирования, но и обеспечить адаптивность систем к вариациям качества сырья и условиям производства.

Объектом исследования является процесс дозирования компонентов в рецептурном производстве, а предметом - использование ИИ-алгоритмов для повышения точности и адаптивности дозирования.

Цель исследования - снижение уровня брака в ходе производства косметики и химической продукции путем автоматизации дозирования и взвешивания с использованием элементов искусственного интеллекта и промышленных систем управления.

Задачи исследования:

- разработка модели дозирования в рамках стандартной промышленной автоматизации;
- анализ влияния применения искусственного интеллекта в процессах дозирования и взвешивания.

Таким образом, цифровизация и интеллектуализация технологических процессов, основанные на интеграции IoT, машинного

обучения и современных систем автоматизации, становятся фундаментом повышения конкурентоспособности предприятий косметической и химической отраслей.

2. Литературный обзор

Существующие промышленные системы автоматизации обеспечивают базовый мониторинг параметров (температура, давление, pH), однако редко включают модули аналитики данных, автоматического управления и машинного обучения. Это ограничивает возможность адаптации к колебаниям качества сырья и износу оборудования.

В мировой практике активно развиваются решения на основе IoT и искусственного интеллекта. В частности, проект L'Oréal и IBM Research по созданию генеративной ИИ-модели для проектирования рецептов косметических средств подчёркивает важность точного дозирования на этапах производственного исполнения, несмотря на ориентированность на НИОКР [1].

Аналогичные принципы находят применение в смежных отраслях. Например, в комбикормовой промышленности используются адаптивные системы дозирования с самокорректирующимися алгоритмами, обеспечивающими гибкость и устойчивость технологических процессов [2].

Современные автоматизированные системы дозирования (например, IND780batch) соответствуют международным стандартам GMP, ISO 22000, HACCP и обеспечивают полную прослеживаемость производственного цикла, что создаёт основу для интеграции интеллектуальных модулей управления [3][4].

Важным элементом аппаратной базы для ИИ-управления являются инженерные решения в области прецизионного взвешивания — тензометрические схемы, термокомпенсация и цифровая фильтрация — обеспечивающие надёжность и точность измерений [5].

Подобные технологии успешно применяются за пределами косметической промышленности. В энергетике и топливных системах искусственный интеллект используется для управления сложными технологическими циклами, что подтверждает универсальность и адаптивность таких подходов [6].

В пищевой и химической промышленности цифровизация процессов, включающая внедрение цифровых двойников, ERP-интеграций, облачных платформ и систем аналитики больших данных, способствует значительному повышению производительности и снижению издержек, демонстрируя эффективность комплексного подхода к модернизации [7][8][9].

Целесообразность переноса подобных решений в рецептурное производство подтверждается диссертационными исследованиями. Так, разработанная в работе [10] интеллектуальная система контроля качества кондитерской продукции использует нейросети, генетические алгоритмы, цифровые двойники и алгоритмы анализа органолептических показателей в реальном времени, ориентируясь на повышение точности контроля и адаптивности производства.

В диссертации [11] предложена система контроля качества кефира, включающая методы технического зрения, нейросетевой анализ и имитационное моделирование. Разработаны модели технологических этапов, классификатор параметров и алгоритмы автоматизации оценки органолептических характеристик.

Работа [12] посвящена созданию автоматизированной системы управления рецептурой сухих магниезиальных тампонажных смесей, в рамках которой разработаны алгоритмы оптимизации состава, методы контроля перемешивания и структура управления, внедрённая в промышленность. Внедрение позволило снизить количество брака и повысить эффективность разработки рецептур.

Интеграция систем дозирования с методами аналитического контроля представляется ключевым направлением развития автоматизации. Наиболее распространёнными методами являются инфракрасная спектроскопия и хроматография, которые обеспечивают экспресс-анализ состава смесей в реальном времени и позволяют реализовывать обратную связь для автоматической корректировки параметров. Данный подход повышает точность, воспроизводимость и экономичность технологического процесса [13].

Несмотря на значительный прогресс в смежных отраслях, включая пищевую, нефтехимическую и энергетическую промышленности, проблема внедрения интеллектуальных систем управления в рецептурное производство косметических и бытовых химических продуктов остаётся недостаточно исследованной. Отсутствуют адаптированные модели дозирования с использованием методов искусственного интеллекта, способные учитывать специфику многокомпонентных рецептур, сложные органолептические параметры и повышенные требования к стабильности продукции. Это обуславливает необходимость разработки специализированной архитектуры автоматизированной системы управления с элементами ИИ, ориентированной на задачи малотоннажного рецептурного производства.

3. Материалы и методы

Для реализации системы автоматизированного дозирования и взвешивания, ориентированной на рецептурное производство косметической и химической продукции, была разработана прототипная платформа, включающая аппаратные и программные компоненты. Основу аппаратной части составили датчики массы, микроконтроллеры, исполнительные механизмы и интерфейсы связи, обеспечивающие надёжный сбор данных и управление исполнительными устройствами.

Программная архитектура включала модули обработки сигналов, блок принятия решений на основе алгоритмов искусственного интеллекта и интерфейс оператора.

В качестве инструмента формализации логики функционирования системы использована дискретная математическая модель в виде графа переходов между состояниями, что позволило описать весь цикл дозирования и управления на уровне конечных автоматов.

В рамках разработки прототипа автоматизированной системы дозирования и взвешивания была реализована аппаратная платформа, включающая основные элементы измерения, управления и взаимодействия с оператором.

Процесс дозирования охватывает учёт входящего сырья, контроль параметров на этапах технологического цикла, а также возможность корректировки рецептуры в процессе производства. Для оперативного контроля качества продукции в реакторную систему внедрён электронный рН-датчик с возможностью измерений в режиме реального времени. Датчик оснащён промышленным интерфейсом RS-485 и поддерживает протокол Modbus RTU, что позволяет интегрировать его в общую сеть управления без необходимости лабораторного анализа образцов.

Рабочее место технолога оснащено электронными весами, подключёнными к централизованной системе управления. Весы используются для взвешивания компонентов, причём масса, подлежащая дозированию, рассчитывается системой с использованием интеллектуального алгоритма. По завершении взвешивания формируется и наклеивается индивидуальный QR-код, содержащий данные о массе. В дальнейшем система допускает добавление компонента в реактор только при успешном сканировании QR-кода, что обеспечивает строгую прослеживаемость и предотвращает ошибки дозирования.

В перспективе предполагается внедрение автоматического дозатора,

что позволит полностью исключить влияние человеческого фактора на этапе внесения компонентов.

Таким образом, аппаратная структура системы дозирования включает следующие ключевые элементы:

- электронные весы с интеграцией в систему управления;
- рН-метр с цифровым интерфейсом (RS-485 / Modbus RTU);
- сканер QR-кодов на рабочем месте оператора;
- промышленный контроллер, обеспечивающий приём данных от датчиков и управление процессом дозирования, а также общим технологическим процессом производства косметических средств или химической продукции в реакторе;
- вычислительный модуль с элементами интеллектуальной поддержки принятия решений.

Разработанная система дозирования представляет собой гибридную платформу, сочетающую традиционные методы промышленной автоматизации и современные технологии обработки данных, включая элементы искусственного интеллекта. Целью архитектуры является обеспечение высокой точности дозирования, адаптивности к меняющимся условиям производства и возможности проактивного управления технологическими параметрами в реальном времени.

Программная архитектура построена по модульному принципу и включает следующие ключевые компоненты:

- модуль операторского интерфейса (HMI/SCADA) — отвечает за визуализацию рецептов, отображение последовательности операций, регистрацию действий персонала и взаимодействие с системой управления;
- модуль управления процессом — реализует подачу команд на взвешивание, проверку массы и разрешение на ввод компонентов;
- модуль сбора данных с датчиков — агрегирует сигналы с рН-

датчиков и других сенсоров, передаёт параметры в систему принятия решений;

- модуль ИИ-аналитики — осуществляет прогнозирование и коррекцию дозровок в зависимости от качества входного сырья и текущих технологических показателей;

- модуль интеграции с исполнительными механизмами — обеспечивает управление дозаторами, весами, QR-сканерами и блокировкой подачи компонентов.

Алгоритм процесса дозирования реализован в виде конечного автомата и включает этапы, показанные на рисунке 1.

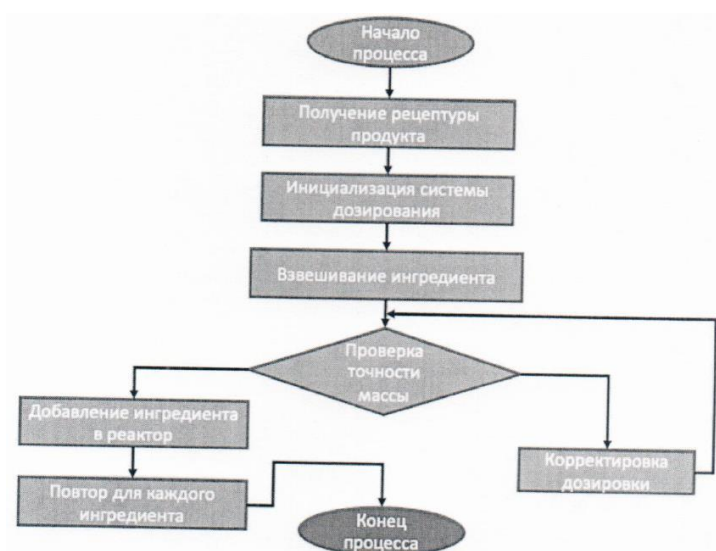


Рисунок 1. Схема процесса дозирования

Аналогичная процедура применяется при необходимости корректировки кислотности готового продукта. В этом случае система на основе показаний рН-метра и прогнозов модуля ИИ рассчитывает необходимое количество лимонной кислоты, после чего производится дозирование - вручную с участием оператора или автоматически.

Практическая реализация системы требует точной настройки оборудования, регулярной калибровки и обучения персонала для

эффективной работы с цифровыми инструментами. Архитектура адаптирована для условий малотоннажного рецептурного производства и предусматривает масштабируемость на более крупные участки.

Ключевой особенностью является внедрение ИИ-агента на основе большой языковой модели, интегрированного в интерфейс оператора. Это позволяет технологу взаимодействовать с системой в формате естественного языка. Например, при вводе запроса «Сформируй рецепт крема с маслом ши» агент возвращает скорректированную рецептуру с учётом текущего ассортимента сырья, производственных ограничений и параметров качества. Такое взаимодействие снижает порог вхождения в систему и повышает гибкость производства.

Важным компонентом цифровой платформы является система прогнозирования и формирования технологических рекомендаций, реализованная с использованием моделей машинного обучения. Её основная задача — переход от реактивного к проактивному управлению, позволяющий: выявлять отклонения ещё до появления дефектов; минимизировать перерасход сырья и производственные потери; адаптировать рецептуры и режимы работы под нестабильные условия.

Прогнозирование осуществляется на основе анализа временных рядов и исторических данных с использованием моделей LSTM, ARIMA и Prophet. Это позволяет предсказывать поведение таких параметров, как температура, pH, состав сырья, выявляя причинно-следственные связи между технологическими переменными и стабильностью продукции.

Сформированные рекомендации реализуются двумя способами: автоматически (через регуляторы и ПЛК) и интерактивно (в виде предложений оператору по корректировке рецептуры, замене компонента или изменению режима работы).

Система тесно интегрирована с производственными и информационными платформами: SCADA, ПЛК, ERP, что обеспечивает

реализацию корректирующих мероприятий в реальном времени, автоматическое документирование операций и повышенную прозрачность и прослеживаемость производственного процесса.

Визуализация прогнозов и рекомендаций осуществляется через интерфейсы, адаптированные под роль пользователя (оператор, технолог, инженер), что обеспечивает интуитивное восприятие информации и ускоряет принятие решений.

Алгоритм работы подсистемы прогнозирования и рекомендаций показан на рисунке 2.



Рисунок 2. Схема процесса прогнозирования и рекомендаций

Таким образом, представленная программная платформа обеспечивает не только управление текущим технологическим процессом, но и интеллектуальное сопровождение оператора, что способствует стабильности, гибкости и эффективности рецептурного производства.

Процесс дозирования в рецептурном производстве является дискретным и последовательным, что позволяет описать его с использованием формализма конечных автоматов. Такая модель

обеспечивает строгую формализацию логики управления и создаёт основу для последующей интеграции интеллектуальных модулей принятия решений.

Дискретная модель системы представлена как конечный автомат $A=(S,\Sigma,\delta,S_0,F)$, где:

- S - множество состояний системы: S_0 - инициализация процесса; S_1 - загрузка рецептуры; S_2 - подготовка к дозированию; S_3 - взвешивание компонента; S_4 - проверка массы; S_5 - корректировка массы; S_6 - добавление компонента в реактор; S_7 - переход к следующему компоненту; S_8 - завершение процесса;

- Σ - множество входных символов (событий и условий): a_0 – инициализация успешна; a_1 - рецепт загружен; a_2 – система подготовлена к дозированию; a_3 - вес зафиксирован и передан в систему; a_4 - масса в пределах допуска; a_5 - масса вне допуска; a_6 - компонент добавлен, QR-код отсканирован; a_7 – компонентов для загрузки по рецептуре не осталось; a_8 – есть ещё компоненты для загрузки по рецептуре; a_9 – система подготовлена к дозированию следующего компонента.

- $\delta:S\times\Sigma\rightarrow S$ - функция переходов;

- S_0 - начальное состояние;

- $F=\{S_8\}$ - множество завершающих состояний.

Примеры переходов:

- $\delta(S_1,a_1)=S_2$;

- $\delta(S_4,a_4)=S_6$, если масса соответствует заданной;

- $\delta(S_4,a_5)=S_5$, если требуется корректировка

- $\delta(S_6,a_6,a_8)=S_7$, и т.д.

Граф состояний процесса дозирования представлен в виде ориентированного ациклического графа на рисунке 3, где вершины соответствуют состояниям, а рёбра — переходам с условиями активации. Такая структура позволяет обеспечить однозначное и логически

последовательное выполнение всех этапов дозирования.

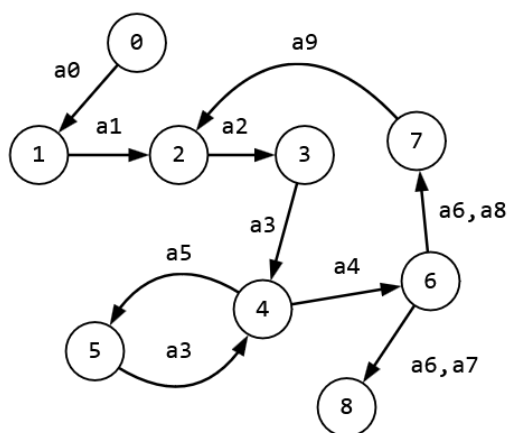


Рисунок 3. Граф состояний процесса дозирования

В классических конечных автоматах переходы между состояниями определяются жёсткими правилами. Однако в разрабатываемой системе часть переходов управляется интеллектуальными модулями. Это касается следующих случаев:

- определение соответствия массы требуемому значению осуществляется ИИ-моделью на основе анализа рецептуры, характеристик сырья и допусков;
- при корректировке pH система использует текущие показания датчика и рекомендации ИИ по количеству корректирующего компонента (например, лимонной кислоты);
- прогнозирование отклонений параметров (pH, масса, температура) осуществляется на основе временных рядов с использованием моделей машинного обучения (LSTM, ARIMA, Prophet).

Таким образом, функция переходов δ расширяется до адаптивной функции $\delta': S \times \Sigma \times M \rightarrow S$, где M - множество рекомендаций и решений, формируемых интеллектуальным модулем в реальном времени.

Пример:

$$\delta'(S4, m, ИИ) = \begin{cases} S6, & \text{если } |\Delta m| < \varepsilon \\ S5, & \text{если } |\Delta m| \geq \varepsilon, \end{cases} \quad (1)$$

где $\Delta m = m - m_{\text{целеевое}}$, а $m_{\text{целеевое}}$ рассчитывается ИИ с учётом состава, концентрации, качества сырья и рецептуры;

m - это текущая измеренная масса (в граммах);

$m_{\text{целеевое}}$ - целевое значение массы по рецептуре;

Δm - отклонение от нормы, которое анализируется системой;

ε - это порог допустимой погрешности.

Формализованная цель работы автомата — достижение конечного состояния $S8$ при минимизации затрат, времени и ошибок дозирования. Для этого может быть определена целевая функция:

$$\min \sum_{i=1}^n C_i, \quad (2)$$

где C_i - затраты на выполнение шага i , включающие время, отклонение от нормы, вероятность брака.

Используемые ИИ-модули обучаются на накопленных данных и позволяют системе адаптироваться к изменениям характеристик сырья и условий производства. Это обеспечивает устойчивость, воспроизводимость и точность процесса даже в условиях высокой вариативности.

Мониторинг технологических параметров осуществляется с использованием датчиков массы, pH и температуры, подключённых к промышленному контроллеру через интерфейс RS-485 по протоколу Modbus RTU.

Сигналы с датчиков проходят первичную цифровую обработку, включающую сглаживание шумов (скользящее среднее, медианная фильтрация) и калибровку. Особое внимание уделяется точности

показаний pH-датчика, так как его данные используются для автоматической корректировки рецептуры продукта.

Все данные поступают в централизованную базу, где используются для формирования прогнозов, корректировок и обучения ИИ-модулей. Информация визуализируется через операторский интерфейс и логируется для последующего анализа и аудита.

Эффективность разработанной системы дозирования оценивалась по следующим критериям:

- точность и стабильность дозирования (анализ проводился путём сравнения заданной и фактической массы компонентов, а также оценки устойчивости параметров (в частности, pH) в готовой продукции. Погрешности фиксировались в пределах допустимого отклонения $\pm 1\%$);
- снижение влияния человеческого фактора (оценивалась частота ошибок оператора до и после внедрения ИИ-модуля и автоматизированного контроля. Учитывались случаи отклонений в массе, несвоевременного ввода и нарушений последовательности операций);
- повышение производственной эффективности (рассматривались изменения в продолжительности технологического цикла и объёмах перерасхода сырья. Выводы делались на основе сравнительного анализа до и после внедрения системы).

Данные собирались по серии из 30 производственных циклов, что обеспечивало статистическую надёжность полученных результатов.

Для оценки эффективности предлагаемых решений были проведены расчёты и моделирование производственного процесса с внедрением системы автоматизированного дозирования, интегрированной с ИИ-модулем. Основными оценочными показателями выступают:

- ожидаемое снижение перерасхода сырья: по результатам моделирования, применение интеллектуального контроля позволяет сократить потери сырья на 8–12% за счёт точного дозирования и

своевременной коррекции рецептур;

- снижение длительности производственного цикла: автоматизация дозирования и аналитическая поддержка ИИ сокращают время выполнения одной рецептуры на 10–15%, особенно за счёт устранения повторных взвешиваний и ошибок оператора;

- снижение удельной себестоимости продукции: с учётом текущих затрат на сырьё, корректировки и возврат брака, интеграция системы ИИ-дозирования потенциально снижает себестоимость единицы продукции на 5–7%.

4. Результаты

Для оценки качества работы предлагаемой системы дозирования на этапе до её запуска было проведено моделирование на основе дискретной математической модели (конечного автомата) с включёнными функциями адаптации и коррекции. Целью эксперимента было сравнение результатов дозирования в двух режимах: а) с использованием ИИ-модуля прогнозирования и контроля; б) без ИИ - при ручном управлении. Моделирование проводилось с помощью скрипта, написанного на Python.

Таблица 1 - Результаты моделирования (на 30 циклах)

Показатель	С использованием ИИ	Без использования ИИ
Среднее отклонение массы (Δm , %)	0,42	1,07
Максимальное отклонение (%)	0,9	2,1
Корректировок на 1 компонент (среднее)	1,2	3,4

Разработанная система обеспечивает автоматизированное выполнение всех этапов рецептурного дозирования — от инициализации процесса до ввода последнего компонента. Включение ИИ-модуля в контур управления позволило реализовать функции адаптивной корректировки и самонастройки, ориентированные на анализ текущих данных и прогнозирование возможных отклонений.

Для демонстрации особенностей интеллектуального управления проведено моделирование 30 производственных циклов. Сравнивались сценарии с использованием и без использования ИИ. По результатам симуляции построена сравнительная диаграмма, отражающая снижение числа остановок и повышение числа корректирующих действий со стороны системы, которая показана на рисунке 4.

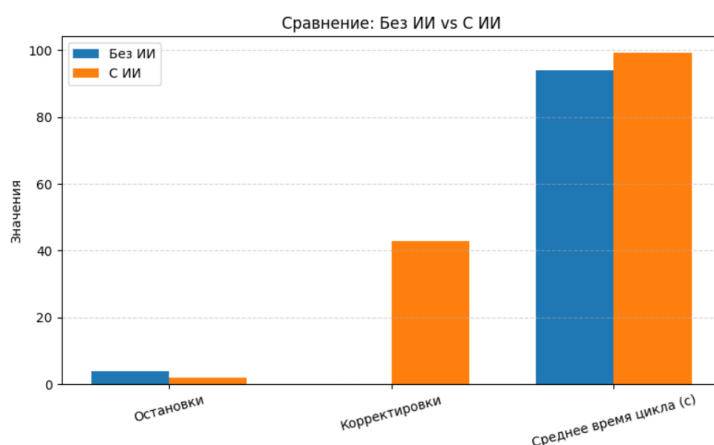


Рисунок 4. Сравнительная диаграмма особенностей интеллектуального управления

ИИ-система жертвует временем на корректировки ради стабильности и предотвращения сбоев. Меньше остановок - больше надёжности и меньше брака. Стоит отметить, что время в данной ситуации глобально увеличивается только в случае с ручной загрузкой в реактор. С автоматическими дозаторами ситуация в корне меняется.

Одним из ключевых эффектов внедрения интеллектуальной системы дозирования является снижение уровня брака за счёт устранения ошибок на критических этапах производственного процесса. Для оценки потенциала повышения производственной эффективности проведён анализ причин возникновения брака на предприятии и определена доля каждой из них в общем объёме дефектной продукции.

В таблице 2 представлены основные факторы, влияющие на качество продукции, степень их влияния и возможности устранения за счёт внедряемой системы.

Таблица 2 - Основные факторы, влияющие на качество продукции

№	Причина брака	Пример/объяснение	Оценочная доля в общем браке (%)	Устраняется системой?	Комментарий
1.	Ошибки при ручном дозировании	Неправильное взвешивание	40	Да	Исключаются за счёт контроля массы, QR-кодов и блокировки
2.	Неверные расчёты при коррекции pH	Ручной подбор количества лимонной кислоты, субъективные оценки	25	Да	Заменено на автоматический расчёт на основе показаний и модели ИИ
3.	Задержки и неточности лабораторного контроля pH	Пока оператор несёт пробу, параметры продукта могут измениться	15	Да	pH измеряется в реальном времени прямо в реакторе
4.	Колебания качества сырья без адаптации рецептуры	Использование сырья с разным уровнем кислотности, влажности и др.	10	Частично	ИИ-модуль корректирует рецептуру, но не все параметры предсказуемы
5.	Прочие технологические отклонения	Температура, оборудование, человеческий фактор и т. д.	10	Нет	Общие риски производства

На основе представленных данных можно сделать вывод, что система способна устранить до 80% причин брака, ещё 10% — частично, и только 10% остаются вне её контроля.

Таким образом, ожидаемое снижение уровня брака с 15% до 3–5% является обоснованным при условии корректной настройки и интеграции системы в производственный процесс. Помимо снижения брака, система

позволяет сократить трудозатраты за счёт исключения ручных расчётов корректировок, автоматического сбора и анализа данных, отказа от необходимости лабораторного контроля pH перед каждой коррекцией, снижения доли субъективных решений оператора.

Все это способствует не только снижению производственных потерь, но и повышению стабильности и воспроизводимости технологического процесса, а также оптимизации использования сырья и времени операторов.

5. Заключение

В работе представлена концепция и математическая модель интеллектуальной системы дозирования и взвешивания, предназначенной для рецептурного производства косметической и химической продукции. Разработанная архитектура сочетает классические средства промышленной автоматизации с инструментами искусственного интеллекта, что обеспечивает высокую точность дозирования, адаптивность к условиям производства и возможность проактивной корректировки параметров.

Моделирование показало, что внедрение ИИ-модуля позволяет существенно сократить отклонения массы компонентов, число корректировок и остановок, а также потенциально снизить уровень брака более чем в два раза. Повышение воспроизводимости, автоматизация контроля pH и снижение числа ручных операций подтверждают эффективность подхода.

Экономическое моделирование подтверждает обоснованность внедрения: рост производительности, снижение затрат сырья и уменьшение технологических потерь. Вместе с тем, результаты основаны преимущественно на моделировании, без валидации в условиях реального производства, что ограничивает полноту оценки.

Будущие исследования предполагается направить на промышленную

апробацию системы, дообучение ИИ-модулей на расширенных данных, а также интеграцию дополнительных параметров контроля (например, вязкости и цвета). Разработанное решение обладает потенциалом масштабирования и применимости в смежных отраслях.

Благодарность

Исследование выполнено при финансовой поддержке Кубанского научного фонда в рамках проекта № НТИП-24.1

ЛИТЕРАТУРА

1. L'Oréal and IBM announce generative AI model for cosmetic formulations [Электронный источник] – URL: <https://www.personalcareinsights.com/news/loreal-and-ibm-announce-generative-ai-model-for-cosmetic-formulations.html> (Дата обращения: 10.06.2025).
2. Стаценко, Г. С. Пути автоматизации процесса дозирования в комбикормовом производстве / Г. С. Стаценко // Автоматизация в промышленности. – 2009. – № 1. – С. 54-57. – EDN LLVQLJ.
3. Ивлева, А. Передовые системы взвешивания и дозирования / А. Ивлева // Мясные технологии. – 2012. – № 11(119). – С. 18-22. – EDN SGXDEZ.
4. Ивлева, А. Автоматизация составления рецептов весовым методом / А. Ивлева // Мясные технологии. – 2014. – № 8(140). – С. 16-20. – EDN SIUIHX.
5. Фатыхов, Ю. А. Разработка весоконтрольного модуля для мехатронного комплекса порционирования пищевых продуктов / Ю. А. Фатыхов, О. В. Агеев // Научный журнал НИУ ИТМО. Серия: Процессы и аппараты пищевых производств. – 2014. – № 3. – С. 235-258. – EDN SUFPKV.
6. Попов, В. В. Исследование устройства комплексного активирования топливной смеси с применением алгоритмов искусственного интеллекта в системах мониторинга параметров / В. В. Попов // Sciences of Europe. – 2019. – № 46-1(46). – С. 58-61. – EDN FPIXFK.
7. Литвин, И. Ю. Эффекты внедрения цифровых технологии на промышленном предприятии / И. Ю. Литвин // Инновационное развитие экономики. – 2021. – № 6(66). – С. 42-46. – DOI 10.51832/2223-79842021642. – EDN PJREYV.
8. Использование искусственного интеллекта в автоматизированных системах управления технологическим процессом / С. Н. Ефимов, И. В. Ильина, К. А. Моисеева, И. А. Проворных // Перспективы науки. – 2023. – № 1(160). – С. 57-59. – EDN WWFVTJ.
9. Злотникова, С. Д. Эффективное использование технологий индустрии 4.0 для оптимизации производственных процессов в пищевой отрасли / С. Д. Злотникова, Д. Ю. Староверова // Технологии в управлении. – 2024. – Т. 1, № 1. – С. 102-113. – EDN GRIRBK.
10. Благовещенский, В. Г. Методологические основы автоматизации контроля органолептических показателей качества кондитерской продукции и создание на их базе интеллектуальных систем управления : диссертация на соискание ученой степени доктора технических наук / Благовещенский Владислав Германович, 2024. – 507 с. – EDN LRWHVT.

11. Крылова, Л. А. Разработка моделей, методов и алгоритмов интеллектуальной автоматизированной системы контроля и управления качеством кефира : диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук / Крылова Лариса Александровна, 2022. – 236 с. – EDN GVACLB.
12. Ваталева, М. В. Методы и модели управления рецептурой при производстве тампонажных смесей для крепления скважин с учетом особенностей нефтяных и газовых месторождений : специальность 05.13.06 "Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами (по отраслям)" : диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук / Ваталева Мария Владимировна, 2019. – 192 с. – EDN QXTOLR.
13. Wan J., Li X., Dai H.-N., Kusiak A., Martínez-García M., Li D. Artificial Intelligence-Driven Customized Manufacturing Factory: Key Technologies, Applications, and Challenges [Электронный ресурс] // arXiv. – 2021. – URL: <https://arxiv.org/abs/2108.03383> (дата обращения: 27.07.2025).

REFERENCES

1. L'Oréal and IBM announce generative AI model for cosmetic formulations [Jelektronnyj istochnik] – URL: <https://shhshhshh.personalcareinsights.com/neshhs/loreal-and-ibm-announce-generative-ai-model-for-cosmetic-formulations.html> (Data obrashhenija: 10.06.2025).
2. Stacenko, G. S. Puti avtomatizacii processa dozirovanija v kombikormovom proizvodstve / G. S. Stacenko // Avtomatizacija v promyshlennosti. – 2009. – № 1. – S. 54-57. – EDN LLVJaLJ.
3. Ivleva, A. Peredovye sistemy vzveshivaniya i dozirovanija / A. Ivleva // Mjasnye tehnologii. – 2012. – № 11(119). – S. 18-22. – EDN SGHDEZ.
4. Ivleva, A. Avtomatizacija sostavlenija receptur vesovym metodom / A. Ivleva // Mjasnye tehnologii. – 2014. – № 8(140). – S. 16-20. – EDN SIUIHH.
5. Fatyhov, Ju. A. Razrabotka vesokontrol'nogo modolja dlja mehatronnogo kompleksa porcionirovanija pishhevyh produktov / Ju. A. Fatyhov, O. V. Ageev // Nauchnyj zhurnal NIU ITMO. Serija: Processy i apparaty pishhevyh proizvodstv. – 2014. – № 3. – S. 235-258. – EDN SUFPKV.
6. Popov, V. V. Issledovanie ustrojstva kompleksnogo aktivirovanija toplivnoj smesi s primeneniem algoritmov iskusstvennogo intellekta v sistemah monitoringa parametrov / V. V. Popov // Sciences of Europe. – 2019. – № 46-1(46). – S. 58-61. – EDN FPIHFK.
7. Litvin, I. Ju. Jeffekty vnedrenija cifrovych tehnologii na promyshlennom predpriyatii / I. Ju. Litvin // Innovacionnoe razvitie jekonomiki. – 2021. – № 6(66). – S. 42-46. – DOI 10.51832/2223-79842021642. – EDN PJREYV.
8. Ispol'zovanie iskusstvennogo intellekta v avtomatizirovannyh sistemah upravlenija tehnologicheskim processom / S. N. Efimov, I. V. Il'ina, K. A. Moiseeva, I. A. Provornyh // Perspektivy nauki. – 2023. – № 1(160). – S. 57-59. – EDN ShhShhFVTJ.
9. Zlotnikova, S. D. Jeffektivnoe ispol'zovanie tehnologij industrii 4.0 dlja optimizacii proizvodstvennyh processov v pishhevoj otrasli / S. D. Zlotnikova, D. Ju. Staroverova // Tehnologii v upravlenii. – 2024. – T. 1, № 1. – S. 102-113. – EDN GRIRBK.
10. Blagoveshhenskij, V. G. Metodologicheskie osnovy avtomatizacii kontrolja organolepticheskikh pokazatelej kachestva konditerskoj produkcii i sozdanie na ih baze intellektual'nyh sistem upravlenija : dissertacija na soiskanie uchenoj stepeni doktora tehnicheskikh nauk / Blagoveshhenskij Vladislav Germanovich, 2024. – 507 s. – EDN LRShhHVT.
11. Krylova, L. A. Razrabotka modelej, metodov i algoritmov intellektual'noj avtomatizirovannoj sistemy kontrolja i upravlenija kachestvom kefira : dissertacija na

soiskanie uchenoj stepeni kandidata tehnikeskikh nauk / Krylova Larisa Aleksandrovna, 2022. – 236 s. – EDN GVACLB.

12. Vataleva, M. V. Metody i modeli upravlenija recepturoj pri proizvodstve tamponazhnyh smesej dlja kreplenija skvazhin s uchetom osobennostej neftjanyh i gazovyh mestorozhdenij : special'nost' 05.13.06 "Avtomatizacija i upravlenie tehnologicheskimi processami i proizvodstvami (po otrasljam)" : dissertacija na soiskanie uchenoj stepeni kandidata tehnikeskikh nauk / Vataleva Marija Vladimirovna, 2019. – 192 s. – EDN JaHTOLR.

13. Shhan J., Li H., Dai H.-N., Kusiak A., Martínez-García M., Li D. Artificial Intelligence-Driven Customized Manufacturing Factory: Key Technologies, Applications, and Challenges [Elektronnyj resurs] // arHiv. – 2021. – URL: <https://arhiv.org/abs/2108.03383> (data obrashhenija: 27.07.2025).