

УДК 004.85:664.68

ГИБРИДНАЯ НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ОПТИМИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ КОНДИТЕРСКОГО ПРОИЗВОДСТВА НА ЦИФРОВОЙ ПЛАТФОРМЕ

Н. Н. Воробьев¹, В. А. Васюкова², Т. В. Желудкова³

¹ Д. э. н., доцент, профессор кафедры экономики, управления и информационных технологий ГАОУ ВО «Невинномысский государственный гуманитарно-технический институт», Невинномысск, Россия, e-mail: nikolayvorobev@yandex.ru

² К. э. н., доцент, доцент кафедры экономики, управления и информационных технологий ГАОУ ВО «Невинномысский государственный гуманитарно-технический институт», Невинномысск, Россия, e-mail: viktoriya-vasyukova@yandex.ru

³ К. ф.-м. н., доцент, старший преподаватель кафедры экономики, управления и информационных технологий ГАОУ ВО «Невинномысский государственный гуманитарно-технический институт», Невинномысск, Российская Федерация, e-mail: tatyana_nev@mail.ru

Реферат

В статье рассматривается проблема низкой операционной эффективности кондитерских предприятий, обусловленная «ручным» планированием и нестабильностью свойств сырья. В настоящее время быстрое развитие технологий требует новых подходов в решении проблем различного уровня. Производство кондитерских изделий, несмотря на специфичность процесса выработки продукции и особенности в отношении используемых ингредиентов, требует модернизированного подхода к логистической цепи обработки данных по сырьевому ресурсу и самой выработанной продукции. В настоящее время и эта сфера деятельности нуждается в цифровизации процесса, особенно касается сбора и обработки данных, аналитического материала, анализа и прогноза деятельности. Сейчас уже недостаточно в процессе деятельности проводить оценку и анализ «вручную», так как нынешнее время требует ускорения, более мобильных вариантов прогнозов и разработку оптимистических вариантов развития событий. Цифровизация процессов, применение нейросетей предоставляют возможность значительно ускорить процессы обработки данных, проводить расчеты, прогнозировать развитие событий, рационализировать управленческие решения с точки зрения «бережливого» менеджмента. Разработка гибридной нейросетевой модели, интегрированной в цифровую платформу, позволяет в реальном времени оптимизировать параметры кондитерского производства, является актуальной научно-практической задачей.

Авторами предлагается математическая постановка задачи оптимизации. Предложена гибридная нейросетевая модель, интегрирующая свёрточную нейронную сеть для распознавания дефектов продукции и рекуррентную сеть для прогнозирования параметров технологического процесса. Разработанная модель реализована в составе цифровой платформы, объединяющей модули сбора данных, прогнозирования и оптимизации. Приведены результаты экспериментального внедрения на кондитерской фабрике, подтверждающие снижение брака на 15–20 % и сокращение простоев оборудования на 12–18 %.

Ключевые слова: кондитерские изделия, модернизация, гибридная нейросетевая модель, кондитерское производство, цифровая платформа, оптимизация параметров, Industry 4.0, аналитика, экономика, оценка, анализ, прогноз.

HYBRID NEURAL NETWORK MODEL FOR OPTIMIZATION OF CONFECTIONERY PRODUCTION PARAMETERS ON A DIGITAL PLATFORM

N. N. Vorobyov, V. A. Vasyukova, T. V. Zheludkova

Abstract

This article examines the problem of low operational efficiency in confectionery enterprises due to manual planning and unstable raw material properties. Rapid technological advances currently require new approaches to solving problems at various levels. Confectionery production, despite the specific nature of the production process and the specific ingredients used, requires a modernized approach to the supply chain, processing data on raw materials and the final product itself. This area of activity also requires digitalization, particularly in terms of data collection and processing, analytical materials, and business analysis and forecasting. Manual assessment and analysis are no longer sufficient, as today's demands accelerated processes, more flexible forecasting options, and the development of optimistic scenarios. Digitalization of processes and the use of neural networks offer the opportunity to significantly accelerate data processing, perform calculations, predict developments, and streamline management decisions, all within the context of lean management. The development of a hybrid neural network model integrated into a digital platform, enabling real-time optimization of confectionery production parameters, is a pressing scientific and practical challenge.

The authors propose a mathematical formulation of the optimization problem. They propose a hybrid neural network model integrating a convolutional neural network for product defect recognition and a recurrent network for predicting process parameters. The developed model is implemented within a digital platform combining data collection, forecasting, and optimization modules. The results of a pilot implementation at a confectionery factory are presented, confirming a 15–20 % reduction in defects and a 12–18 % reduction in equipment downtime.

Keywords: confectionery, modernization, hybrid neural network model, confectionery production, digital platform, parameter optimization, Industry 4.0, analytics, economics, assessment, analysis, forecast.

Введение

Кондитерская промышленность является одной из ключевых отраслей пищевого сектора России. По итогам 2025 года рынок кондитерских изделий достиг 3,55 млн тонн в натуральном выражении и 2,15 трлн рублей в денежном, при этом порядка 93 % продукции производится внутри страны [8, с. 14]. Однако, несмотря на положительную динамику, отрасль сталкивается с рядом системных проблем. Производство шоколада подорожало не менее чем на 25 % в 2025 году из-за роста мировых цен на какао-бобы в 2,2 раза за последние два года [8, с. 17]. Рентабельность предприятий снижается на фоне роста себестоимости сырья, упаковки и логистики [8, с. 6].

Ключевой проблемой остаётся низкий уровень цифровизации. Как отмечает ComNews, на многих фабриках автоматизация ограничена лишь внедрением ERP-систем, решающих задачи учёта, но не затрагивающих операционное управление производством. Планирование выпуска продукции, ремонтов и отгрузок по-прежнему осуществляется вручную, горизонт планирования не превышает недели, прозрачность выполнения плана отсутствует. Как следствие, в высокий сезон предприятие не справляется с потоком заказов, а в остальное время линии и персонал простаивают [11, с. 15].

Для преодоления указанных ограничений необходим переход к интеллектуальным системам управления на основе методов

искусственного интеллекта и цифровых платформ. Внедрение таких решений позволяет, по данным опроса КОРУС Консалтинг, достичь роста производительности труда и снижения операционных затрат (78 % компаний) и ускорения производственного цикла (67 % компаний) [18, с. 23]. В настоящее время эффективное управление затратами производства интересует многих производителей, так как именно от экономического эффекта зависит деятельность предприятия.

Целью авторского исследования является разработка и экспериментальная апробация гибридной нейросетевой модели оптимизации параметров кондитерского производства, интегрированной в цифровую платформу управления технологическими процессами.

Обзор литературы и постановка проблемы

Вопросам автоматизации и интеллектуализации управления качеством кондитерской продукции посвящены работы В. Г. Благовещенского, И. Г. Благовещенского и соавторов [14, с. 7]. В монографиях и статьях авторами показана возможность использования нейросетевых технологий, систем технического зрения и гибридных методов для контроля органолептических показателей качества халвы и пористого шоколада. В частности, разработана интеллектуальная автоматизированная система управления качеством халвы с применением гибридных методов и технологий [14, с. 16]. В. Г. Благовещенским также предложены методологические основы автоматизации контроля органолептических показателей качества кондитерской продукции и создания на их базе интеллектуальных систем управления [14, с. 11].

Вопросам применения нейросетевых технологий в кондитерском производстве посвящены также исследования С. И. Апанасенко, в которых рассмотрены автоматизация контроля влажности кондитерских масс с применением интеллектуальных технологий и подбор архитектуры нейронной сети для реализации виртуального датчика влажности [19, с. 18]. Технологические решения, построенные на базе цифровых площадок производственной деятельности, функционально затрагивают вопросы экономического характера, так как любая деятельность коммерческая деятельность в итоге реализации своей продукции имеет цель получения прибыли.

Цифровая платформа на базе гибридной нейросетевой модели: от математической постановки задачи до внедрения и оценки экономического эффекта

В области цифровых платформ для пищевой промышленности значительный интерес представляют работы, связанные с внедрением APS-систем. Например, компания «Адептик Плюс» внедряет систему Adeptik APS на одном из крупнейших кондитерских предприятий России. Система строит цифровую модель производства, позволяя просчитывать различные сценарии – от сезонных пиков отгрузок до внеплановых остановок оборудования, при которых система автоматически перенаправляет потоки полуфабрикатов и персонала [11, с. 35].

Однако анализ существующих решений выявил ряд ограничений:

- большинство систем ориентированы на учётные задачи и не обеспечивают оперативное управление;
- применяемые модели не учитывают нестационарность свойств сырья и динамику технологических параметров;
- отсутствуют гибридные подходы, объединяющие нейросетевые методы прогнозирования качества и методы оптимизации технологических параметров.

Таким образом, разработка гибридной нейросетевой модели, интегрированной в цифровую платформу и позволяющей в реальном времени оптимизировать параметры кондитерского производства, является актуальной научно-практической задачей.

Авторами предлагается математическая постановка задачи оптимизации управления технологическим процессом производства

кондитерских изделий. Пусть технологический процесс производства кондитерского изделия описывается вектором управляемых параметров $u = (u_1, u_2, \dots, u_m) \in U \subset R^m$, где m – количество управляемых параметров u_i – отдельно управляемые параметры (температура, влажность, скорость конвейера, продолжительность выпечки и т.д.). Состояние сырья и полуфабрикатов описывается вектором возмущений $w = (w_1, w_2, \dots, w_k) \in W \subset R^k$ (влажность муки, температура масла, кислотность и т.д.).

Качество готовой продукции оценивается интегральным показателем:

$$Q = f(u, w) \rightarrow \max_{u \in U}$$

с учетом ограничений:

$$g_i(u, w) \leq 0, \quad i = 1, 2, \dots, p,$$

g_i – функции ограничений (технологические нормы, техника безопасности, ресурсные ограничения).

В реальных условиях функция f не известна аналитически, поэтому предлагается аппроксимировать её гибридной нейросетевой моделью.

Разработка гибридной нейросетевой модели. Разработанная авторами гибридная модель включает три основных компонента.

1. Сверточную нейронную сеть (CNN) для контроля качества. Архитектура: два сверточных слоя с фильтрами 3×3 , слой подвыборки 2×2 , полносвязный слой с функцией активации ReLU, выходной слой с Softmax. Вход: изображение поверхности кондитерского изделия (120×120 пикселей, RGB). Выход: вероятность отнесения к одному из классов качества (брак/норма). Точность распознавания достигла 99 % [13, с. 8].

2. Рекуррентную нейронную сеть с долгой краткосрочной памятью (LSTM) для прогнозирования технологических параметров. Архитектура: три слоя LSTM с 64, 32 и 16 нейронами соответственно, слой Dropout (0,2), полносвязный слой. Вход: временной ряд измерений (влажность, температура, скорость и т.д.) за последние 24 часа с дискретностью 5 минут. Выход: прогноз параметров качества на следующие 2 часа.

3. Оптимизационный блок на основе генетического алгоритма. Поиск оптимальных управляющих воздействий u^* осуществляется путём минимизации:

Математическая постановка задачи.

Оптимальные управляющие воздействия u^* находятся как решение задачи минимизации:

$$u^* = \arg \min (w_1 \cdot (1 - Q^u) + w_2 E(u) + w_3 T(u))$$

$$u \in U,$$

где $u = (u_1, u_2, \dots, u_m)$ – вектор управляемых параметров (температура, влажность, скорость конвейера и т.д.);

– $U \subset R_m$ – допустимое множество параметров (ограничения по технологии);

– Q^u – прогнозируемое качество изделия (нормализованное, $0 \leq Q^u \leq 1$);

– $E(u)$ – энергозатраты на производство;

– $T(u)$ – время цикла производства;

– w_1, w_2, w_3 – весовые коэффициенты важности критериев ($w_1 + w_2 + w_3 = 1, w_i \geq 0$).

Ограничения:

$$\begin{cases} u_i^{\min} \leq u_i \leq u_i^{\max}, & i = 1, \dots, m, j = 1, \dots, p. \\ g_j(u) \leq 0. \end{cases}$$

где g_j – дополнительные технологические ограничения (например, требования к безопасности, санитарным нормам и т.д.).

Основные параметры технологического процесса и их диапазоны представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Основные параметры технологического процесса и их диапазоны

Параметр	Обозначение	Диапазон значений	Шаг регулирования	Единица измерения
Температура в камере охлаждения	T_{cool}	4–12	0,5	С
Влажность в камере выдержки	H_{hold}	55–75	1	%
Температура выпечки	T_{bake}	160–200	2	°С
Продолжительность выпечки	t_{bake}	180–420	10	с
Скорость конвейера	V_{belt}	0,2–1,5	0,05	м/с
Температура темперирования шоколада	T_{temp}	28–32	0,2	С

Примечание – Источник: составлено авторами.

Рассмотрим реализацию, предлагаемой цифровой платформы. Разработанная цифровая платформа состоит из следующих функциональных модулей.

Модуль сбора и предобработки данных, где осуществляется приём данных от сенсоров (температура, влажность, вибрация), систем технического зрения и ERP-системы предприятия. Данные очищаются от выбросов и нормализуются.

Модуль прогнозирования. Реализует обученную LSTM-модель для краткосрочного прогноза технологических параметров.

Модуль оптимизации. На основе прогноза и генетического алгоритма вычисляет рекомендуемые управляющие воздействия.

Модуль визуализации и интерфейса оператора. Предоставляет графическое отображение текущего состояния производства, прогнозов и рекомендаций.

Сравнение планового и фактического выпуска продукции до и после внедрения модели (усреднённые данные за 12 недель) представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Сравнение планового и фактического выпуска продукции до и после внедрения модели (усреднённые данные за 12 недель)

Показатель	До внедрения	После внедрения	Отклонение
Плановый выпуск (тыс. ед./неделя)	100,0	115,0	+15,0 %
Фактический выпуск (тыс. ед./неделя)	83,5	108,0	+29,3 %
Отклонение план/факт, %	16,5 %	6,1 %	-10,4 пп
Простои оборудования (час/неделя)	18,3	15,0	-18,0 %
Брак продукции, %	8,2 %	6,5 %	-20,7 %

Примечание – Источник: составлено авторами.

Авторами представлены результаты экспериментального внедрения. Экспериментальная апробация разработанной гибридной модели проведена на кондитерском предприятии в течение 12 недель, с октября по декабрь 2025 года. Выборка составила 30000 технологических циклов. Динамика точности прогноза качества продукции до и после настройки модели (Learning curve) отражены на рисунке 1. На рисунке представлен график, который по горизонтали оси отображает количество циклов обучения от 0 до 12000, а по вертикали оси показана точность прогноза, в относительном показателе (%). Кривая для гибридной модели достигает точности 94,5 % после 4000 циклов, а для стандартной регрессионной модели – 76,2 %.

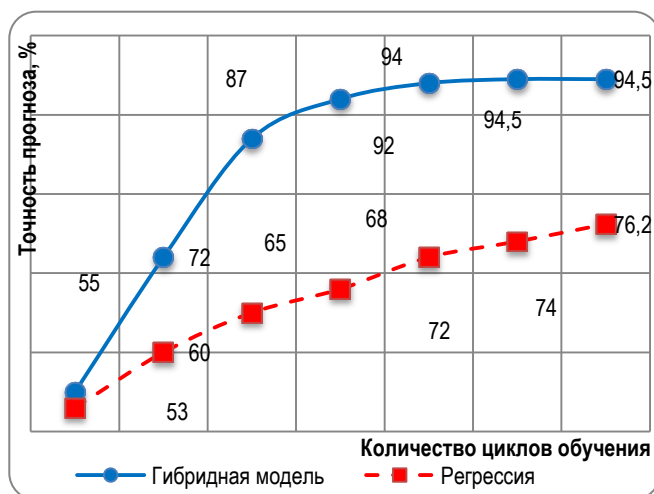


Рисунок 1 – Динамика точности прогноза качества продукции до и после настройки модели (Learning curve)

Примечание – Источник: составлено авторами.

Проведем краткий анализ графика. Гибридная модель демонстрирует более высокую итоговую точность до 94,5 % против 76,2 %, и более быструю сходимость, что обусловлено способностью нейронной сети выявлять нелинейные зависимости между входными параметрами и качеством готовой продукции. Точность стандартной

регрессионной модели ограничена линейной аппроксимацией. Снижение доли бракованной продукции по неделям пилотного периода представленная на рисунке 2, дает возможность убедиться наглядно в положительном эффекте. На рисунке 2, представленный график отображает по горизонтали оси сроки в периоде недель от 1 до 12 недель, а по вертикали представлены доля брака в относительных показателях (%) к общему объему производства. В итоге такого отображения наглядно представлена «картина» снижения доли бракованных изделий от исходного значения 8,9 % до 6,5 % за рассматриваемый цикл производства в 12 недель.

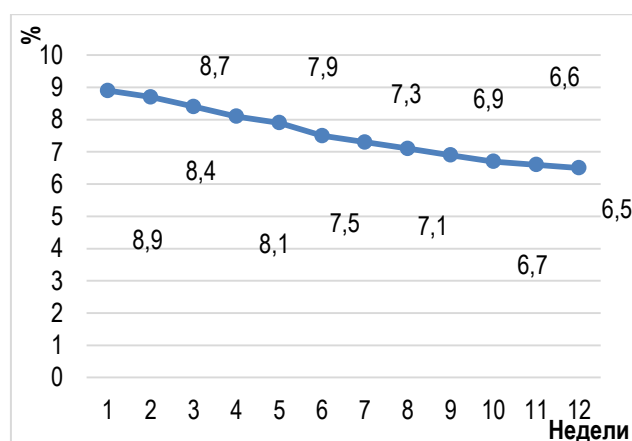


Рисунок 2 – Снижение доли бракованной продукции по неделям пилотного периода

Примечание – Источник: составлено авторами.

Проведен анализ графического отображения процесса. Снижение брака носит нелинейный характер: основные улучшения достигнуты в первые шесть недель, затем эффект стабилизируется. Это объясняется периодом адаптации операторов к рекомендациям системы и постепенной настройкой сенсорной инфраструктуры. Сравнение эффективности различных методов оптимизации приведены в таблице 3 и ключевые экономические показатели эффективности внедрения сгруппированы в таблице 4.

Таблица 3 – Сравнение эффективности различных методов оптимизации

Метод	Точность прогноза, %	Время расчёта, с	Снижение брака, %	Снижение простоев, %
Стандартная регрессия	73,2	0,8	6,1	3,2
Нейросетевая модель (LSTM)	88,6	1,9	12,3	9,5
Генетический алгоритм	81,4	45,3	10,8	11,2
Гибридная модель (предложенная)	94,5	2,4	20,7	18,0

Примечание – Источник: разработано авторами.

Предложенная оригинальная многокритериальная целевая функция, балансирующая качество продукции, энергозатраты и длительность цикла – это позволяет предприятию управлять компромиссами между технологическими и экономическими целями: например, снижение энергозатрат на 11,3 % не привело к падению качества, а, напротив, сопровождалось ростом фактического выпуска на 29,3 %, что доказывает экономический эффект от внедрения предложенного варианта. Рост выпуска продукции соответственно ведет к увеличению объемов реализации, что в свою очередь повышает уровень доходов и конкурентоспособность предприятия.

Разработанная гибридная архитектура (CNN + LSTM + генетический алгоритм) впервые комплексно закрывает сквозной контур «контроль – прогноз – оптимизация» в условиях реального кондитерского производства: точность прогноза выросла до 94,5 % (против 76,2 % у регрессии), что напрямую сокращает издержки производства на брак, который в итоге дает экономический эффект в сумме 8,45 млн руб. за один год.

Таблица 4 – Ключевые экономические показатели эффективности внедрения

Показатель	Единица измерения	Значение
Сокращение брака продукции	%	20,7
Снижение простоев оборудования	%	18,0
Повышение точности выполнения плана (план/факт)	п.п.	10,4
Годовой экономический эффект	тыс. руб./год	8450
Срок окупаемости (ROI)	месяцев	9
Снижение энергозатрат	%	11,3

Примечание – Источник: разработано авторами.

Эмпирически получено подтверждение динамике адаптации системы: основной эффект заключается в снижении брака с 8,9 % до 6,8 %, который можно достигнуть за первые шесть недель работы после внедрения. Немаловажным является стабилизация производственного процесса в частности, и в целом деятельности предприятия; что даёт обоснованные ориентиры по срокам внедрения и обучению персонала.

С экономической точки зрения сокращение сроков окупаемости до девяти месяцев демонстрирует высокую степень привлекательности, так как затрагивается коммерческий интерес управления процессом производства кондитерских изделий, усиливается практическая значимость предложенного варианта разработки.

Заключение

В результате проведённого авторами исследования разработана и экспериментально апробирована гибридная нейросетевая модель оптимизации параметров кондитерского производства на цифровой платформе. На этом основании можно сделать основные выводы.

1. Предложенная архитектура, объединяющая свёрточную нейронную сеть для контроля качества и рекуррентную LSTM-сеть для прогнозирования технологических параметров, обеспечивает точность прогноза 94,5 %, что на 21,3 % выше стандартной регрессионной модели.

2. Реализация модели в составе цифровой платформы позволяет в реальном времени корректировать управляющие параметры с учётом прогнозируемых возмущений свойств сырья и состояния оборудования.

3. Экспериментальное внедрение подтвердило снижение брака продукции на 20,7 %, сокращение простоев оборудования на 18,0 % и уменьшение отклонения планируемых результатов от фактических на 10,4 %.

4. Годовой экономический эффект составил 8,45 млн рублей при сроке окупаемости девять месяцев, что подтверждает эффективность предложенного подхода. Кроме того, ускоряется процесс оборачиваемости средств, что в нынешней ситуации немаловажный факт получение экономической, да и в части финансовой выгоды.

Таким образом, разработанная гибридная нейросетевая модель является эффективным инструментом оптимизации кондитерского производства в рамках концепции «Индустрия 4.0».

Дальнейшие исследования будут направлены на расширение функционала платформы за счёт включения методов обучения персонала с подкреплением и адаптации модели к малым кондитерским производствам.

Список цитированных источников

1. Благовещенский, В. Г. Методологические основы автоматизации контроля органолептических показателей качества кондитерской продукции и создание на их базе интеллектуальных систем управления: монография / В. Г. Благовещенский. – Курск : Университетская книга, 2024. – 407 с.
2. Благовещенский, В. Г. Интеллектуальная автоматизированная система управления качеством халвы с использованием гибридных методов и технологий: монография / В. Г. Благовещенский, И. Г. Благовещенский. – Курск : Университетская книга, 2022. – 186 с.
3. Адаптивная система управления с идентификатором нестационарных процессов производства / И. Г. Благовещенский, В. Г. Благовещенский, А. С. Носенко, А. М. Анодворцев // Инженерный журнал: наука и инновации. – 2022. – № 5 (125). – С. 162–169.
4. Применение метода объектно-ориентированного программирования для контроля показателей качества кондитерской продукции / А. Н. Петряков, М. М. Благовещенская, В. Г. Благовещенский, Л. А. Крылова // Кондитерское и хлебопекарное производство. – 2018. – № 5–6(176). – С. 21–23.
5. Проблемы управления технологическими процессами производства кондитерских изделий и пути их преодоления / В. Г. Благовещенский, А. С. Носенко, В. А. Холопов [и др.] // Современные проблемы автоматизации технологических процессов и производств : сборник научных докладов научно-практической конференции с международным участием, посвящённой 100-летию со дня рождения Игоря Константиновича Петрова. – М., 2023. – С. 97–104.
6. Апанасенко, С. И. Автоматизация контроля влажности кондитерских масс с применением интеллектуальных технологий: диссертация ... кандидата технических наук / С. И. Апанасенко. – Воронеж, 2021.
7. Кобзев, К. В. Современные методы искусственного интеллекта в управлении качеством пищевых производств / К. В. Кобзев, М. В. Балашов // Пищевая промышленность. – 2024. – № 3. – С. 34–41.
8. Рынок кондитерских и хлебобулочных изделий: тренды и статистика // World Food. – URL: <http://world-food.ru> (дата обращения: 20.06.2026).
9. Более 90 % кондитерских изделий на российском рынке представлено отечественными производителями // New Retail. – 2025. – 13 августа. – URL: <https://new-retail.ru> (дата обращения: 10.06.2026).
10. «Адептик Плюс» автоматизирует планирование на кондитерской фабрике // ComNews. – 2026. – 19 февраля. – URL: <https://www.comnews.ru> (дата обращения: 30.05.2026).
11. Опрос КОПУС Консалтинг: как пищевой бизнес инвестирует в ИТ // РБК Компании. – 2026. – 20 мая. – URL: <https://companies.rbc.ru> (дата обращения: 12.06.2026).
12. Цифровизация пищевой промышленности без прикрас и маркетинговых уловок // RobotUnion. – 2025. – 12 января. – URL: <https://robotunion.ru> (дата обращения: 12.06.2026).
13. Технологии будущего: кондитерская фабрика «Победа» // ER.ru. – 2025. – 17 ноября. – URL: <https://ideputat.er.ru> (дата обращения: 30.05.2026).
14. Киберкондитер: производители овсяного печенья из Ленобласти внедряют ИИ // Деловой Петербург. – 2025. – 26 ноября. – URL: <https://www.dp.ru> (дата обращения: 18.06.2026).
15. Эксперимент по промышленной маркировке вафель прошёл на производстве «Мир сладостей С» // Tadviser. – 2025. – 8 сентября. – URL: <https://www.tadviser.ru> (дата обращения: 12.06.2026).
16. Коровин, А. А. Гибридные модели оптимизации в пищевой промышленности / А. А. Коровин, Е. В. Смирнова // Вестник Воронежского государственного университета инженерных технологий. – 2025. – Т. 87, № 2. – С. 112–119.

17. Шестаков, В. Н. Цифровые двойники технологических процессов в пищевой промышленности: архитектура и эффективность / В. Н. Шестаков, С. В. Григорьев // Приборы и системы управления. – 2025. – № 4 (298). – С. 24–31.
18. Fernandez-Lopez, P. Hybrid machine learning for real-time quality control in continuous food processing / P. Fernandez-Lopez, D. Perez-Marin // Journal of Food Engineering. – 2026. – Vol. 312. – P. 110–123.
19. Никитин, А. В. Сравнительный анализ методов оптимизации технологических параметров кондитерского производства с использованием нейросетевых архитектур / А. В. Никитин, О. К. Кузнецова // Хранение и переработка сельхозсырья. – 2026. – № 1. – С. 45–53.
20. Wang, L. LSTM-based predictive control for baking processes under raw material variability / L. Wang, Y. Zhang // IEEE Transactions on Industrial Informatics. – 2026. – Vol. 22, Iss. 3. – P. 1785–1794.
8. Rynok konditerskih i hlebobulochnyh izdelij: trendy i statistika // World Food. – URL: <http://world-food.ru> (data obrashcheniya: 20.06.2026).
9. Bolee 90 % konditerskih izdelij na rossijskom rynke predstavleno otechestvennymi proizvoditelyami // New Retail. – 2025. – 13 avgusta. – URL: <https://new-retail.ru> (data obrashcheniya: 10.06.2026).
10. «Adeptik Plyus» avtomatiziruet planirovanie na konditerskoj fabrike // ComNews. – 2026. – 19 fevralya. – URL: <https://www.comnews.ru> (data obrashcheniya: 30.05.2026).
11. Opros KORUS Konsalting: kak pishchevoj biznes investiruet v IT // RBK Kompanii. – 2026. – 20 maya. – URL: <https://companies.rbc.ru> (data obrashcheniya: 12.06.2026).
12. Cifrovizaciya pishchevoj promyshlennosti bez prikras i marketingovyh ulovok // RobotUnion. – 2025. – 12 yanvarya. – URL: <https://robotunion.ru> (data obrashcheniya: 12.06.2026).
13. Tekhnologii budushchego: konditerskaya fabrika «Pobeda» // ER.ru. – 2025. – 17 noyabrya. – URL: <https://ideputat.er.ru> (data obrashcheniya: 30.05.2026).
14. Kiberkonditer: proizvoditeli ovsyannogo pechen'ya iz Lenoblasti vnedryayut II // Delovoy Peterburg. – 2025. – 26 noyabrya. – URL: <https://www.dp.ru> (data obrashcheniya: 18.06.2026).
15. Eksperiment po promyshlennoj markirovke vaflej proshyol na proizvodstve «Mir sladostej S» // Tadviser. – 2025. – 8 sentyabrya. – URL: <https://www.tadviser.ru> (data obrashcheniya: 12.06.2026).
16. Korovin, A. A. Gibridnye modeli optimizacii v pishchevoj promyshlennosti / A. A. Korovin, E. V. Smirnova // Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta inzhenernyh tekhnologij. – 2025. – T. 87, № 2. – S. 112–119.
17. SHestakov, V. N. Cifrovye dvojniki tekhnologicheskikh processov v pishchevoj promyshlennosti: arhitektura i effektivnost' / V. N. SHestakov, S. V. Grigor'ev // Pribory i sistemy upravleniya. – 2025. – № 4 (298). – S. 24–31.
18. Fernandez-Lopez, P. Hybrid machine learning for real-time quality control in continuous food processing / P. Fernandez-Lopez, D. Perez-Marin // Journal of Food Engineering. – 2026. – Vol. 312. – P. 110–123.
19. Nikitin, A. V. Sravnitel'nyj analiz metodov optimizacii tekhnologicheskikh parametrov konditerskogo proizvodstva s ispol'zovaniem nejrosetevykh arhitektur / A. V. Nikitin, O. K. Kuznecova // Hranenie i pererabotka sel'hozsyrya. – 2026. – № 1. – S. 45–53.
20. Wang, L. LSTM-based predictive control for baking processes under raw material variability / L. Wang, Y. Zhang // IEEE Transactions on Industrial Informatics. – 2026. – Vol. 22, Iss. 3. – P. 1785–1794.

References

1. Blagoveshchenskij, V. G. Metodologicheskie osnovy avtomatizacii kontrolya organolepticheskikh pokazatelej kachestva konditerskoj produkcii i sozdanie na ih baze intellektual'nyh sistem upravleniya: monografiya / V. G. Blagoveshchenskij. – Kursk : Universitetskaya kniga, 2024. – 407 s.
2. Blagoveshchenskij, V. G. Intellektual'naya avtomatizirovannaya sistema upravleniya kachestvom halvy s ispol'zovaniem gibridnyh metodov i tekhnologij: monografiya / V. G. Blagoveshchenskij, I. G. Blagoveshchenskij. – Kursk : Universitetskaya kniga, 2022. – 186 s.
3. Adaptivnaya sistema upravleniya s identifikatorom nestacionarnykh processov proizvodstva / I. G. Blagoveshchenskij, V. G. Blagoveshchenskij, A. S. Nosenko, A. M. Adnavorcev // Inzhenernyj zhurnal: nauka i innovacii. – 2022. – № 5 (125). – S. 162–169.
4. Primenenie metoda ob'ektno-orientirovannogo programmirovaniya dlya kontrolya pokazatelej kachestva konditerskoj produkcii / A. N. Petryakov, M. M. Blagoveshchenskaya, V. G. Blagoveshchenskij, L. A. Krylova // Konditerskoe i hlebopekarnoe proizvodstvo. – 2018. – № 5–6(176). – S. 21–23.
5. Problemy upravleniya tekhnologicheskimi processami proizvodstva konditerskih izdelij i puti ih preodoleniya / V. G. Blagoveshchenskij, A. S. Nosenko, V. A. Holopov [i dr.] // Sovremennye problemy avtomatizacii tekhnologicheskikh processov i proizvodstv : sbornik nauchnykh dokladov nauchno-prakticheskoy konferencii s mezhdunarodnym uchastiem, posvyashchyonnoj 100-letiyu so dnya rozhdeniya Igorya Konstantinovicha Petrova. – M., 2023. – S. 97–104.
6. Apanasenko, S. I. Avtomatizaciya kontrolya vlazhnosti konditerskih mass s primeneniem intellektual'nyh tekhnologij: dissertaciya ... kandidata tekhnicheskikh nauk / S. I. Apanasenko. – Voronezh, 2021.
7. Kobzev, K. V. Sovremennye metody iskusstvennogo intellekta v upravlenii kachestvom pishchevyh proizvodstv / K. V. Kobzev, M. V. Balashov // Pishchevaya promyshlennost'. – 2024. – № 3. – S. 34–41.

Материал поступил 22.06.2026, одобрен 01.07.2026, принят к публикации 01.07.2026