

Научная статья

УДК 664:004.89

doi:10.22394/1818-4049-2024-109-4-103-113

Искусственный интеллект в реальном секторе экономики (на примере пищевой индустрии)

**Алексей Викторович Алешков¹, Василий Алексеевич Синюков²,
Михаил Вячеславович Ивашкин³**

^{1, 2, 3} Тихоокеанский государственный университет, Хабаровск, Россия,

¹ aleshkovalexey@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-3853-4772>

² v.sinukov@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0001-6266-0088>

³ Ivashkin62@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0001-5558-4619>

Аннотация. В основу оригинального исследования положена гипотеза о неотвратимости внедрения искусственного интеллекта в реальный сектор экономики. Авторы рассматривают нормативно-правовые основы искусственного интеллекта, а также его исторические аспекты. При этом обозначены базовые траектории применения искусственного интеллекта на примере пищевой индустрии – при моделировании и оптимизации пищевых технологий, идентификации, оценке качества и безопасности пищевой продукции. Отмечено, что предпосылкой к внедрению технологий искусственного интеллекта в пищевой индустрии выступает четко наметившийся переход от массового питания к персонализированному, связанный с производством преимущественно комбинированных продуктов сложного ингредиентного и химического состава. Как следствие, технологии искусственного интеллекта позволяют существенно оптимизировать ресурс времени, повысить эффективность и точность совершаемых покупок, способствуют снижению затрат на приобретение продукции и устранению предубеждений при принятии решений, а также предоставляют максимально персонализированные рекомендации при покупке товаров. Результаты исследования включают обзор и анализ трудов российских и зарубежных ученых в области искусственного интеллекта и сфер его применения в пищевой индустрии, а методология исследования базируется на таких теоретических методах научного познания, как сравнение, анализ, систематизация, дедукция, абстракция, обобщение. Также статья раскрывает юридические и концептуальные аспекты искусственного интеллекта и областей его применения, рассматривает перспективные направления дальнейшего проникновения искусственного интеллекта в пищевую индустрию. В заключении обобщаются преимущества и возможности использования искусственного интеллекта по всей цепочке прослеживаемости пищевой продукции, использования его для анализа цифрового профиля при установлении аутентичности и идентификации пищевой продукции.

Ключевые слова: реальный сектор экономики, искусственный интеллект, нейросеть, пищевая индустрия

Для цитирования: Алешков, А. В., Синюков, В. А., Ивашкин М. В. Искусственный интеллект в реальном секторе экономики (на примере пищевой индустрии) // Власть и управление на Востоке России. 2024. № 4 (109). С. 103–113. <https://doi.org/10.22394/1818-4049-2024-109-4-103-113>

Original article

Artificial Intelligence in the Real Sector of the Economy (on the Example of the Food Industry)

Alexey V. Aleshkov¹, Vasily A. Sinyukov², Mikhail V. Ivashkin³^{1, 2, 3}The Pacific State University, Khabarovsk, Russia¹ aleshkovalexey@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-3853-4772>² v.sinukov@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0001-6266-0088>³ Ivashkin62@mail.ru, <https://orcid.org/0009-0001-5558-4619>

Abstract. *The study is based on the hypothesis that the implementation of artificial intelligence into the real sector of economy is inevitable. The authors consider the regulatory framework of artificial intelligence as well as its historical aspects. The basic trajectories of the artificial intelligence implementation on the example of the food industry (modeling and optimizing food technologies, identification, assessing the quality and safety of food products) are indicated. It was noted that the prerequisite for implementation of artificial intelligence technologies in the food industry is a clearly outlined transition from mass nutrition to personalized, associated with the production of mainly combined products of complex ingredient and chemical composition. Applying of artificial intelligence technologies can significantly optimize the resource of time, increase the efficiency and accuracy of purchases, help reduce the cost of purchasing products, eliminate biases in decision-making, and provide the most personalized recommendations for buying goods. The study results include the analysis of Russian and foreign scientists researches in the field of artificial intelligence and its application in the food industry. The research methodology is based on such theoretical methods as comparison, analysis, systematization, deduction, abstraction, and generalization. The article also reveals legal and conceptual aspects of artificial intelligence application, its advantages and possibilities, considers promising areas for further penetration of artificial intelligence in the food industry.*

Keywords: *real sector of economy, artificial intelligence, neural network, food industry*

For citation: Aleshkov A. V., Sinyukov V. A., Ivashkin M. V. (2024) Artificial Intelligence in the Real Sector of the Economy (on the Example of the Food industry) *Vlast' i upravlenie na Vostoke Rossii* [Power and Administration in the East of Russia], no. 4 (109), pp. 103–113. <https://doi.org/10.22394/1818-4049-2024-109-4-103-113>

Введение

Цифровая трансформация отечественной экономики, включающая переход к передовым цифровым и интеллектуальным производственным технологиям, создание систем обработки больших объемов данных, машинного обучения и искусственного интеллекта, определена одной из важнейших целей развития России.¹ Стратегией научно-технологического развития Российской

Федерации приоритетным обозначено развитие пищевой индустрии в направлении высокопродуктивного и экологически чистого агро- и аквахозяйства, создание безопасных и качественных, в том числе функциональных, продуктов питания².

Наблюдаемые сегодня явления и процессы позволяют говорить о проникновении информационных технологий и искусственного интеллекта практически

¹ О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года и на перспективу до 2036 года // Указ Президента РФ от 07.05.2024 г. URL: <http://kremlin.ru/events/president/news/73986> (дата обращения 08.05.2024 г.).

² О Стратегии научно-технологического развития Российской Федерации // Указ Президента РФ от 28.02.2024 г. № 145. URL: <http://publication.pravo.gov.ru/document/0001202402280003?index=1> (дата обращения 29.04.2024 г.).

во все ключевые сферы деятельности человека, и индустрия пищевой продукции не является исключением. Поэтому в основу нашего исследования положена рабочая гипотеза о неизбежности и необходимости широкого внедрения технологий искусственного интеллекта в реальный сектор экономики. Данная гипотеза рассмотрена и доказана нами на примере отрасли пищевой индустрии, где широко применяется моделирование и оптимизация пищевых технологий, производится идентификация, оценка качества и безопасности пищевой продукции. Предпосылками к проникновению искусственного интеллекта в производство пищевой продукции является диверсификация технологий питания в направлении от массового к персонализированному, что сопровождается расширением ассортимента функциональной, комбинированной и специализированной пищевой продукции сложного ингредиентного и химического состава [Алешков, 2023]. Также усложнение технологий и структуры пищевой продукции ведет к необходимости совершенствования методов идентификации и распознавания фальсификации в направлении их автоматизации, ускорения и использования неразрушающего производства контроля.

Под искусственным интеллектом понимается комплекс технологических решений, позволяющий имитировать когнитивные функции человека, включая самообучение и поиск решений без заранее заданного алгоритма, и получать при выполнении конкретных задач результаты, сопоставимые с результатами интеллектуальной деятельности человека.³ Ключевым элементом искусственного интеллекта является нейронная сеть, представляющая собой имитирующую работу человеческого мозга, компьютерную программу, способную выполнять интеллектуальные и творческие задачи, которые ранее были под силу только человеку. История нейронных сетей начинается в 1944 г. (W. McCulloch and W. Pitts, Hardesty L.). Пристальный интерес у широкой аудитории нейронные сети вызвали в начале 2023 г., в

первую очередь благодаря упрощению пользовательского интерфейса и способов коммуникации с пользователем (создание «промптов» – кратких словесных описаний на языке пользователя). Наибольшую массовую известность получили такие нейросети, как ChatGPT, AIVA, Midjourney, Stable Diffusion, Craiyon, IMAGINE, Movavi, Colorize, AutoDraw, Upscale Pics, ru-DALL-E, Bing, Mubert, YandexGPT, Шедеврум, Kandinsky, применяемые для создания и редактирования текста, графики и музыки. По нашему мнению, наблюдаемый за 2023 г. пятикратный рост пользователей нейросетей должен подстегнуть число исследований пропорционально, в том числе для целей производства и оценки качества пищевой продукции.

В рамках нашего исследования способность нейросетей к самообучению дает возможность использования ранее разработанных программных продуктов для решения задач пищевой индустрии в качестве базы для дальнейшего наращивания ассортимента пищевой продукции и номенклатуры технологических процессов. Точность результатов, выдаваемых нейросетями, находится на сопоставимом с расчетными методами уровне. При этом важно, что время, затрачиваемое на процесс, сберегается, приводя к возникновению количественно измеряемого экономического эффекта.

Сегодня существует большое количество предпосылок и определенное количество успешных примеров использования нейросетей в пищевых технологиях. С ростом промышленной автоматизации и Интернета вещей теперь проще собирать данные и контролировать сушку продуктов питания, экструзию, стерилизацию и другие технологические процессы. Использование нейросетей является успешным в решении таких задач пищевой индустрии, как сортировка пищевых продуктов, безопасность, оценка качества, контроль режимов хранения и утилизация [Nayak, 2020], а также вспомогательных процессов, например, логистических, маркетинговых, мерчандайзинга.

Условно мы разделили предлагаемый

³ О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации // Указ Президента Российской Федерации от 10.10.2019 № 490. URL: <http://publication.pravo.gov.ru/Document/View/0001201910110003> (дата обращения 29.04.2024 г.).

обзор на разделы, связанные с использованием искусственного интеллекта при моделировании и производстве пищевой продукции, ее идентификации и оценке качества и безопасности.

Целью исследования является рассмотрение и анализ существующих технологий искусственного интеллекта в реальном секторе экономики на примере пищевой индустрии – при производстве, идентификации, оценке качества и безопасности пищевой продукции.

Материал и методы

Статья представляет собой обзор источников литературы из международных баз и библиотек Scopus, Web of Science, ScienceDirect и рецензируемых журналов из перечня Высшей аттестационной комиссии РФ. В исследовании рассматривались приложения (программное обеспечение) для операционных систем Android, iOS, Windows. Использовались теоретические методы научного познания – сравнение, анализ, систематизация, дедукция, абстракция, обобщение. В приведенных примерах указана точность методики на основе искусственного интеллекта по отношению к стандартизированным методикам, при этом следует понимать, что и результат, полученный по стандартизированной методике, имеет определенную погрешность.

Результаты исследования и их об- суждение

1. Искусственный интеллект при моделировании пищевой продукции и снижении отходов в пищевой индустрии.

В 2007 г. российский исследователь из Северокавказского государственного университета В. В. Садовой первым в России применил нейросеть в пищевых технологиях, разработав концепцию проектирования многокомпонентных мясных продуктов с использованием вторичных ресурсов пищевой индустрии. Основными преимуществами использования нейросети им признаны упрощение и оптимизация результатов исследований технологических процессов, а также возможность прогнозирования качественных показателей многокомпонентных мясных продуктов [Садовой, 2007]. Отличительной особенностью диссертационной работы В. В. Садового стало описание виртуального массива из 3530 рецептов вареных колбасных изделий, отличающихся по трем

переменным – уровню замены мяса на костный остаток, длительности и температуре предварительной обработки продукта. Для каждого образца нейросеть спрогнозировала процент выхода, уровень pH, влажность, влагосвязывающую способность фарша, относительную биологическую ценность, перевариваемость белка пепсином и трипсином, балльные значения органолептических показателей и экономический эффект. На основе полученных данных была создана оптимизационная программа и разработана рецептура колбасы вареной, обладающей наилучшими потребительскими свойствами, для выпуска в производство. До сих пор число виртуальных образцов, рассмотренное В. В. Садовым с помощью нейросетей, отечественными исследователями не превзойдено.

Научным коллективом под руководством М. O'Farrell в 2005 г. применена сенсорная система для управления процессом варки в промышленной печи путем идентификации стадии варки. При этом разработанная нейросеть обучилась определять стадию готовности разных продуктов – куриного филе, в том числе гриль, жареных цыплят, маринованных куриных крылышек, колбас, кондитерских изделий [O'Farrell, 2005].

W. Cotrim et al. предложили использовать нейросеть в качестве неразрушающего инструмента для распознавания стадий технологического процесса выпечки хлеба, основанного на изменении цвета хлебной корки. Для обучения и тестирования использовали изображения хлебной корки, распределенные по семи периодам выпечки. Результаты эксперимента показали, что нейросеть смогла правильно распознать и классифицировать стадии выпечки без вмешательства человека [Cotrim W., 2021].

R. Kowalski et al. применили нейросеть для прогнозирования дизайна профиля винта шнека, применяемого в экструдере при производстве пшеничных хлопьев. От профиля винта шнека зависят потребительские свойства получаемой продукции (форма, пористость, влажность и т. д.). Для каждого расчетного профиля винта шнеков и условий экструзии нейросеть предсказала ожидаемые результаты давления, крутящего момента двигателя, удельной механической энергии,

коэффициента расширения, водопоглотительной способности и растворимости в воде [Kowalski R., 2021].

Текстура является одной из основных характеристик, контролируемых при выходном контроле и приемке йогуртов, однако ее инструментальное определение требует вращающихся реометров – дорогостоящего оборудования, недоступного большинству предприятий молочной индустрии. В исследовании L. Batista et al. были применены искусственные нейронные сети для прогнозирования текстурных свойств йогурта на основе изменений рецептуры и параметров технологического процесса. Обезжиренные йогурты получали при различных параметрах центрифугирования, концентрациях белка и фермента трансглутаминазы. Разработанные для прогнозирования свойств, полученных при анализе профиля текстуры, тиксотропии и вязкости йогуртов, нейросети смогли предсказать ответы с хорошей аппроксимацией ($R^2 > 0,95$) [Batista L., 2021].

Моделированию органолептических показателей рисового жмыха с помощью нейронной сети посвящено исследование S. Kupongsak et al. [Kupongsak S., 2006], а в публикации E. Lewis et al. описан способ классификации спектральных данных от системы датчиков на основе оптических волокон, используемых в пищевой индустрии для мониторинга пищевых продуктов при их приготовлении в крупногабаритных печах непрерывного действия. Датчик отслеживал цвет пищи в режиме онлайн, когда продукт варится, исследуя отраженный свет в видимой области как от поверхности, так и от внутренней части продукта [Lewis E., 2008].

Следующим аспектом использования искусственного интеллекта в моделировании пищевых технологий является изучение содержания эллагитанинов в семенах черной малины и последующая оптимизация ускоренной экстракции эллагитанинов растворителем. Научным коллективом G. Lee et al. в черной малине идентифицировано пятнадцать мономерных и димерных эллагитанинов. Для моделирования процесса экстракции в качестве входных переменных были установлены время экстракции, температура экстракции и концентрация растворителя, а в качестве выходных – общее содержание эллагитанина.

Точность полученных результатов находилась на уровне 99,88%. В итоге были рассчитаны оптимальные условия для полной экстракции эллагитанина: концентрация ацетона 63,7%, время 4,21 мин. и температура 43,9° С при фактическом содержании эллагитанина 13,4 мг/г сухого веса [Lee, 2022].

Таким образом, использование искусственного интеллекта позволяет минимизировать расходы на разработку и производство, комплексно подходить к проблеме себестоимости и качества пищевой продукции.

2. Искусственный интеллект для идентификации пищевой продукции, мониторинга и автоматизации процессов производства.

Идентификация пищевой продукции требует одновременного рассмотрения большого количества показателей и сравнения их с эталонными или нормативными значениями. На практике бывают ситуации, что даже подготовленные эксперты упускают ряд параметров. Нейросети, хотя и не могут считаться точным инструментом для идентификации, такого недостатка лишены, о чем свидетельствует ряд примеров.

S. Chakravartula et al. предложен способ идентификации кофе спектроскопическим методом с последующим анализом данных с помощью нейросети [Chakravartula, 2022]. Спектроскопия для идентификации кофе применялась и ранее [Метленкин Д. А., 2021], однако имеющиеся исследования предполагали интерпретацию полученных результатов с использованием сложного математического аппарата (например, многофакторный анализ по 19 переменным). В данном случае всю сложность расчетов принимала на себя нейронная сеть, она же сообщает исследователю о результате. Кофе «эспрессо» смешивали с цикорием, ячменем и кукурузой (0–25%) и подвергали спектральному анализу (Фурье-ИК-спектроскопия). Исследование показало, что примененные авторами алгоритмы глубокого обучения могут быть альтернативной стандартным методам при существенном ускорении процедуры обработки данных.

Интересно применение нейронных сетей для идентификации растительных масел. Растительные масла обладают довольно схожими потребительскими свой-

ствами и часто не различаются исключительно по органолептическим показателям, что обуславливает необходимость использования сложных и дорогостоящих методов для распознавания их фальсификации, например хроматографии для анализа жирнокислотного состава. В исследовании C. da Silva et al. предлагается методология идентификации рапсового, подсолнечного, кукурузного и соевого масел различных производителей методом флуоресцентной спектроскопии. Методика способна классифицировать растительное масло и позволяет быстро обучать нейросеть, используя сравнительно мало математических манипуляций, однако пока ее точность находится на уровне 72%, что явно недостаточно для принятия арбитражных решений [Da Silva C., 2015].

Существенно более высокого результата в обучении нейросети удалось добиться коллективу исследователей В. Senizza et al. при идентификации нерафинированного (extra virgin) оливкового масла сорта Taggiasca Ligure. В основе методики лежит определение содержания фенолов и стеролов методом масс-спектрометрии высокого разрешения, с последующим распознаванием нейросетью. В целом было использовано 408 образцов из трех последовательных сезонов выращивания. Разработанная модель позволила установить маркеры подлинности оливкового масла, среди которых тирозолы, олеуропеины, стильбены, лигнаны, фенольные кислоты и флавоноиды. По данным исследователей, чувствительность метода составила 100% [Senizza, 2023].

Еще более интересными представляются технологии искусственного интеллекта, предназначенные для пользователей, не обладающих специальными знаниями в области товароведения. Так, в исследовании Р. Furtado нейросеть оформлена в виде приложения для смартфона/планшета и обучена, распознавая зрительный образ товара, сообщать информацию о пищевой и энергетической ценности, а также о возможных ограничениях для употребления лицами, страдающими диабетом I типа [Furtado, 2020]. Приложение на основе нейросети, разработанное Chaitanya A. et al., позволяет с 97% точностью идентифицировать более 20 классов пищевых продуктов при наведении

на них сканера смартфона. Отдельными элементами приложения при этом выступают модуль генерации этикеток и модуль поиска аналогов сформированной этикетки в Интернете [Chaitanya A., 2023].

В Индии компания Convolutional Neural Network «научила» нейронную сеть рассчитывать калорийность по внешнему виду блюд. Первичные сведения о блюдах индийской кухни были взяты из общедоступного Интернета с последующей обработкой их фотографий до высокого качества (апскейлинг). После обработки большого количества изображений удалось добиться распознавания блюд индийской кухни с точностью 95,30%, а погрешность в измерении калорийности составила не более 10 ккал к истинному значению, что в большинстве случаев сопоставимо с погрешностью при традиционных измерениях [Sathish S., 2022].

Таким образом, ускорение и автоматизация процессов на основе искусственного интеллекта позволяет решать стратегические задачи реального сектора экономики по оптимизации издержек обращения, повышению качества предоставляемых услуг.

3. Применение искусственного интеллекта для оценки качества и безопасности пищевой продукции.

Самая существенная область использования искусственного интеллекта в пищевой индустрии связана с оценкой качества и безопасности пищевой продукции.

В исследовании В. Debska et al. нейросеть успешно справилась с задачей оценки качества пива. Образцы пива одной марки, но с различными датами изготовления, из различных партий, контролировались по 12 параметрам (содержание спирта, уровень pH, содержание CO₂ и т. д.). Выборка содержала как отвечающие всем требованиям образцы, так и образцы, заведомо неудовлетворительного качества. С помощью искусственного интеллекта все 100% образцов были отнесены к правильной градации качества [Debska B., 2011].

Экспертная оценка уксуса с помощью нейросетей представлена в результатах исследования Y. Li et al. Уксус (69 образцов) из 5 видов сырья (рис, сорго и т. д.) анализировали по физико-химическим показателям методом газовой хроматографии, на основе чего была создана система

оценки качества и профилограмма аромата. Идентифицировано 17 летучих ароматических соединений, ряд из которых может быть использован в качестве идентификационных маркеров. Точность эксперимента составила 96,7% [Li Y., 2022].

M. Abbasi-Tarighat et al. описан простой и чувствительный спектрофотометрический метод одновременного определения ионов марганца Mn^{2+} и железа Fe^{3+} в образцах пищевых продуктов, овощей и воды с помощью искусственных нейронных сетей, основанный на комплексообразовании химических соединений пробы с недавно синтезированным лигандом на основе бис-пиразола в виде 4,4'[(4-хлорофенил) метил] бис (3-метил-1-фенил-1H-пиразол-5-ол). Было обнаружено, что реакции комплексообразования завершаются при pH 6,7 через 5 мин. после смешивания. Результаты исследования показали, что ионы Mn^{2+} и Fe^{3+} можно определять одновременно в диапазоне 0,20–7,5 и 0,30–9,0 мг/л соответственно. Данные, полученные из смесей ионов металлов, обрабатывались нейронными сетями. Оптимальные условия нейронных сетей были получены регулировкой различных параметров – методом проб и ошибок. В рабочих условиях предложенные способы успешно применены для одновременного определения элементов в различных образцах воды, риса, чайных листьев, томатов, капусты и салата [Abbasi-Tarighat M., 2013].

N. González-Viveros et al. искусственный интеллект применен для оценки процентного содержания глюкозы, сахарозы и фруктозы в водных растворах, а также в пищевых продуктах (пончики, крупы и печенье). Методика определения включала в себя рамановскую спектроскопию с последующей интерпретацией результатов многофакторным анализом или нейросетью. В этом случае результаты, показанные нейросетью, разочаровали: коэффициент достоверности аппроксимации составил всего 82%, против 93% в случае использования традиционного многофакторного анализа. По нашему мнению, примененный авторами метод рамановской спектроскопии недостаточно отвечает целям определения сахаров в продуктах питания, что и было доказано при использовании нейросети [Gonzalez-

Viveros N., 2021]

Маточное молочко пчел богато питательными веществами, но его качество сильно зависит от условий хранения. В исследовании D. Chen et al. с помощью Фурье-ИК-спектроскопии контролировали изменения водорастворимых белков в маточном молочке. Было установлено, что пиковая интенсивность поглощения белка в маточном молочке может изменяться с течением времени, демонстрируя хорошую линейную зависимость между интенсивностью пика амида на определенной длине волны и временем хранения. Также было установлено, что взаимодействие белка с углеводами (реакция Майяра) может быть отражено изменением соотношения значений поглощения на определенных длинах волн, которое будет постепенно увеличиваться в зависимости от температуры и времени. С учетом этого для точного и быстрого определения качества маточного молочка была построена модель, основанная на показателях химического состава и инфракрасного спектра. Результаты показали, что точность методики поддерживалась на уровне более 95%, что в целом удовлетворяет требованиям неразрушающего быстрого контроля качества маточного молочка [Chen D., 2023].

Отдельные исследования с применением нейросетей направлены на ускоренное обнаружение патогенов в пищевой продукции. Так, споры *Clostridium sporogenes* используются в качестве относительно безопасного аналога *Clostridium botulinum* при проверке термического воздействия и уровня летальности в режимах стерилизации. Обычные способы обнаружения спор требуют много времени и трудоемки. В рамках исследования A. Soni et al. была апробирована возможность визуализации в спектральном диапазоне 547–1701 нм с последующей интерпретацией нейросетью для выявления мертвых и живых форм спор *C. sporogenes* и для оценки концентрации спор на чашках культуральных сред и готового к употреблению картофельного пюре (пищевой матрикс). Нейросеть успешно различала мертвые и живые споры и различные уровни инокулята в диапазоне от 10^2 до 10^6 КОЕ⁴/мл на питательных средах, однако не была эффективна на картофельном пюре. Об-

⁴ Колониеобразующая единица

шая точность исследования не превысила 90–94% [Soni A., 2021].

Таким образом, искусственный интеллект, используемый для оценки качества и безопасности пищевой продукции, гарантирует сокращение времени проведения оценки, расходов на нее и, в большинстве случаев, позволяет не разрушать объект исследования.

Заключение

Таким образом, сегодня основной целью использования искусственного интеллекта в пищевой промышленности становится экономия времени при моделировании, идентификации, оценке качества и безопасности пищевой продукции. В свою очередь, это приводит к повышению эффективности, особенно экономической, таких процессов. В то же время информация об эффективности технологий искусственного интеллекта в пищевой промышленности в исследованиях из обзора не представлена. С одной стороны, это позволяет предположить отсутствие стремления у исследователей ее рассчитывать, с другой – открывает целое поле для проведения интересных, с научной точки зрения, и актуальных на фоне

стратегических задач Российской Федерации экономических исследований.

Другой важный, хотя возможно и неочевидный, положительный эффект от технологий искусственного интеллекта в пищевой промышленности заключается в расширении вовлечения пользователей и потребителей в процесс выбора, идентификации и частично оценки качества пищевой продукции, что ранее было затруднительно сделать без помощи контролирующих органов. По нашему мнению, этот эффект является следствием персонализированных подходов к построению пищевых рационов потребителей, и в своем генезисе имеет смену парадигм рационального и функционального питания в направлении нутригенетики и нутригеномики.

Таким образом, несмотря на то, что сегодня нейросети не заменят технологов, лаборантов и оборудование с реактивами, не смогут разработать и предложить новые методики, не всегда гарантируют высокую точность результата, развитие искусственного интеллекта для реального сектора экономики является неотвратимой тенденцией, и это показано нами на примере пищевой промышленности.

Список источников:

1. Алешков, А. В., Ивашкин, М. В., Синюков, В. А. Управление инновациями в пищевой промышленности с использованием нейросетей // Вестник Тихоокеанского государственного университета. 2023. № 4 (71). С. 97–104. EDN: MNFSMW
2. Метленкин, Д. А., Платов, Ю. Т., Платова, Р. А. Идентификация кофе в зернах методами Фурье-ИК-спектроскопии и многомерного анализа // Известия высших учебных заведений. Пищевая технология. 2021. № 5–6 (383–384). С. 92–97 <https://doi.org/10.26297/0579-3009.2021.5-6.17>.
3. Садовой, В. В. Разработка научных принципов проектирования состава и совершенствования технологии многокомпонентных мясных изделий с использованием вторичных ресурсов пищевой промышленности: автореф. дис. д-ра техн. наук: 05.18.04. Ставрополь, 2007. 38 с.
4. Abbasi-Tarighat, M., Shahbazi, E., Niknam, K. (2013) Simultaneous determination of Mn²⁺ and Fe³⁺ as 4,4'[(4-chlorophenyl)methylene] bis(3-methyl-1-phenyl-1H-pyrazol-5-ol) complexes in some foods, vegetable and water samples by artificial neural networks Food Chemistry, vol. 138, is. 2–3, pp. 991–997. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2012.09.099>
5. Batista, L., Marques, C., Pires, A., A. Minim, L., Soares, N., Vidigal, M. (2021) Artificial neural networks modeling of non-fat yogurt texture properties: effect of process conditions and food composition, Food and Bioproducts Processing, vol. 126, pp. 164–174 <https://doi.org/10.1016/j.fbp.2021.01.002>.
6. Chakravartula, S., Moscetti, R., Bedini, G., Nardella, M., Massantini, R. (2022) Use of convolutional neural network (CNN) combined with FT-NIR spectroscopy to predict food adulteration: A case study on coffee, Food Control, vol. 135 <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2022.108816>.
7. Cotrim, W. da Silva, Felix, L. B, Minim, V. P. R, Campos R. C., Minim, L. A. (2021) Development of a hybrid system based on convolutional neural networks and support vector

machines for recognition and tracking color changes in food during thermal processing *Chemical Engineering Science*, vol. 240, pp. 116679. ISSN 0009-2509. <https://doi.org/10.1016/j.ces.2021.116679>

8. Chaitanya, A., Shetty, J., Chiplunkar, P. (2023) Food Image Classification and Data Extraction Using Convolutional Neural Network and Web Crawlers, *Procedia Computer Science*, vol. 218, pp. 143–152. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.410>

9. Chen, D., Guo, C., Lu, W., Zhang, C., Xiao, C. (2023) Rapid quantification of royal jelly quality by mid-infrared spectroscopy coupled with backpropagation neural network *Food Chemistry*, vol. 418. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2023.135996>

10. O'Farrell M., Lewis E., Flanagan C., Lyons W., Jackman N. Combining principal component analysis with an artificial neural network to perform online quality assessment of food as it cooks in a large-scale industrial oven. *Sensors and Actuators B: Chemical*. 2005. Volume 107. Issue 1. Pages 104-112. <https://doi.org/10.1016/j.snb.2004.09.050>. 11.

Dębska, B., Guzowska-Świder, B. (2011) Application of artificial neural network in food classification *Analytica Chimica Acta*, vol. 705, is. 1–2, pp. 283–291 <https://doi.org/10.1016/j.aca.2011.06.033>

12. Furtado, P., Caldeira, M., Martins, P. (2020) Human Visual System vs Convolution Neural Networks in food recognition task: An empirical comparison // *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 191 <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2019.102878>

13. Gonzalez-Viveros, N., Gomez-Gil, P., Castro-Ramos, J., Cerecedo-Nunez, H. (2021) On the estimation of sugars concentrations using Raman spectroscopy and artificial neural networks *Food Chemistry*, vol. 352. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2021.129375>.

14. Kowalski, R., Pietrysiak, E., Ganjyal, G. (2021) Optimizing screw profiles for twin-screw food extrusion processing through genetic algorithms and neural networks, *Journal of Food Engineering*, vol., 303. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2021.110589>

15. Kupongsak, S., Tan, J. (2006) Application of fuzzy set and neural network techniques in determining food process control set points *Fuzzy Sets and Systems*, vol., 157, is. 9, pp. 1169–1178. <https://doi.org/10.1016/j.fss.2005.12.015>

16. Lee, G., Kim, R., Lim, T., Kim, J., Kim, S., Kim, H., Taek, Hwang K. (2022) Optimization of accelerated solvent extraction of ellagitannins in black raspberry seeds using artificial neural network coupled with genetic algorithm, *Food Chemistry*, vol. 396. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2022.133712>

17. Lewis, E., Sheridan, C., O'Farrell, M., Flanagan, C., Kerry, J., Jackman, N. (2008) Optical fibre sensors for assessing food quality in full scale production ovens – a principal component analysis and artificial neural network based approach *Nonlinear Analysis: Hybrid Systems*, vol. 2, is. 1, pp. 51–57 <https://doi.org/10.1016/j.nahs.2006.05.008>

18. Li, Y., Fei, C., Mao, C., Ji D., Gong, J., Qin, Y., Qu, L., Zhang, W., Bian, Z., Su, L., Lu, T. (2022) Physicochemical parameters combined flash GC e-nose and artificial neural network for quality and volatile characterization of vinegar with different brewing techniques, *Food Chemistry*, vol. 374. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2021.131658>

19. Nayak, J., Vakula, K., Dinesh, P., Naik, B., Pelusi, D. (2020) Intelligent food processing: Journey from artificial neural network to deep learning, *Computer Science Review*, vol. 38. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2020.100297>

20. Silva, C. E. Tanajura da, Filardi, V. L., Pepe, I. M., Chaves, M. A., Santos, C. M. S. (2015) Classification of food vegetable oils by fluorimetry and artificial neural networks *Food Control*, vol. 47, pp. 86–91. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2014.06.030>

21. Senizza, B., Ganugi, P., Trevisan, M., Lucini, L. (2023) Combining untargeted profiling of phenolics and sterols, supervised multivariate class modelling and artificial neural networks for the origin and authenticity of extra-virgin olive oil: A case study on Taggiasca Ligure, *Food Chemistry*, vol. 404, part A. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2022.134543>

22. Sathish, S., Ashwin, S., Quadir, Md., Pavithra, L. (2022) Analysis of Convolutional Neural Networks on Indian food detection and estimation of calories, *Materials Today: Proceedings*, vol. 62, part 7, pp. 4665–4670. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.03.122>

23. Soni, A., Al-Sarayreh, M., Reis, M., Brightwell, G. (2021) Hyperspectral imaging and deep learning for quantification of *Clostridium sporogenes* spores in food products using 1D-

convolutional neural networks and random forest model, *Food Research International*, vol. 147 <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2021.110577>

References:

1. Aleshkov, A. V., Ivashkin, M. V., Sinyukov, V. A. (2023) Innovation management in the food industry using neural networks, *Vestnik Tikhookeanskogo gosudarstvennogo universiteta [Bulletin of Pacific national university]*, no. 4 (71), pp. 97–104 (in Russ.)
2. Metlenkin, D. A., Platov, Yu. T., Platova, R. A. (2021) Identification of coffee beans using Fourier-IR spectroscopy and multidimensional analysis methods // [News of higher educational institutions. Food technology], no. 5–6 (383–384), pp. 92–97 <https://doi.org/10.26297/0579-3009.2021.5-6.17> (in Russ.)
3. Sadovoy, V. V. (2007) Development of scientific principles for designing the composition and improving the technology of multi-component meat products using secondary resources of the food industry: abstract of thesis. dis. Doctor of Food Science: 05.18.04. Stavropol, 38 p. (in Russ.)
4. Abbasi-Tarighat, M., Shahbazi, E., Niknam, K. (2013) Simultaneous determination of Mn²⁺ and Fe³⁺ as 4,4'[(4-chlorophenyl)methylene] bis(3-methyl-1-phenyl-1-H-pyrazol-5-ol) complexes in some foods, vegetable and water samples by artificial neural networks *Food Chemistry*, vol. 138, is. 2–3, pp. 991–997. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2012.09.099>
5. Batista, L., Marques, C., Pires, A., A. Minim, L., Soares, N., Vidigal, M. (2021) Artificial neural networks modeling of non-fat yogurt texture properties: effect of process conditions and food composition, *Food and Bioproducts Processing*, vol. 126, pp. 164–174 <https://doi.org/10.1016/j.fbp.2021.01.002>
6. Chakravartula, S., Moschetti, R., Bedini, G., Nardella, M., Massantini, R. (2022) Use of convolutional neural network (CNN) combined with FT-NIR spectroscopy to predict food adulteration: A case study on coffee, *Food Control*, vol. 135 <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2022.108816>
7. Cotrim, W. da Silva, Felix, L. B, Minim, V. P. R, Campos R. C., Minim, L. A. (2021) Development of a hybrid system based on convolutional neural networks and support vector machines for recognition and tracking color changes in food during thermal processing *Chemical Engineering Science*, vol. 240, pp. 116679. ISSN 0009-2509. <https://doi.org/10.1016/j.ces.2021.116679>
8. Chaitanya, A., Shetty, J., Chiplunkar, P. (2023) Food Image Classification and Data Extraction Using Convolutional Neural Network and Web Crawlers, *Procedia Computer Science*, vol. 218, pp. 143–152. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.12.410>
9. Chen, D., Guo, C., Lu, W., Zhang, C., Xiao, C. (2023) Rapid quantification of royal jelly quality by mid-infrared spectroscopy coupled with backpropagation neural network *Food Chemistry*, vol. 418. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2023.135996>
10. O'Farrell M., Lewis E., Flanagan C., Lyons W., Jackman N. Combining principal component analysis with an artificial neural network to perform online quality assessment of food as it cooks in a large-scale industrial oven. *Sensors and Actuators B: Chemical*. 2005. Volume 107. Issue 1. Pages 104-112. <https://doi.org/10.1016/j.snb.2004.09.050>
11. Dębska, B., Guzowska-Świder, B. (2011) Application of artificial neural network in food classification *Analytica Chimica Acta*, vol. 705, is. 1–2, pp. 283–291 <https://doi.org/10.1016/j.aca.2011.06.033>
12. Furtado, P., Caldeira, M., Martins, P. (2020) Human Visual System vs Convolution Neural Networks in food recognition task: An empirical comparison // *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 191 <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2019.102878>
13. Gonzalez-Viveros, N., Gomez-Gil, P., Castro-Ramos, J., Cerecedo-Nunez, H. (2021) On the estimation of sugars concentrations using Raman spectroscopy and artificial neural networks *Food Chemistry*, vol. 352. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2021.129375>
14. Kowalski, R., Pietrysiak, E., Ganjyal, G. (2021) Optimizing screw profiles for twin-screw food extrusion processing through genetic algorithms and neural networks, *Journal of Food Engineering*, vol., 303. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2021.110589>

15. Kupongsak, S., Tan, J. (2006) Application of fuzzy set and neural network techniques in determining food process control set points *Fuzzy Sets and Systems*, vol., 157, is. 9, pp. 1169–1178. <https://doi.org/10.1016/j.fss.2005.12.015>
16. Lee, G., Kim, R., Lim, T., Kim, J., Kim, S., Kim, H., Taek, Hwang K. (2022) Optimization of accelerated solvent extraction of ellagitannins in black raspberry seeds using artificial neural network coupled with genetic algorithm, *Food Chemistry*, vol. 396. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2022.133712>
17. Lewis, E., Sheridan, C., O'Farrell, M., Flanagan, C., Kerry, J., Jackman, N. (2008) Optical fibre sensors for assessing food quality in full scale production ovens – a principal component analysis and artificial neural network based approach *Nonlinear Analysis: Hybrid Systems*, vol. 2, is. 1, pp. 51–57 <https://doi.org/10.1016/j.nahs.2006.05.008>
18. Li, Y., Fei, C., Mao, C., Ji D., Gong, J., Qin, Y., Qu, L., Zhang, W., Bian, Z., Su, L., Lu, T. (2022) Physicochemical parameters combined flash GC e-nose and artificial neural network for quality and volatile characterization of vinegar with different brewing techniques, *Food Chemistry*, vol. 374. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2021.131658>.
19. Nayak, J., Vakula, K., Dinesh, P., Naik, B., Pelusi, D. (2020) Intelligent food processing: Journey from artificial neural network to deep learning, *Computer Science Review*, vol. 38. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2020.100297>
20. Silva, C. E. Tanajura da, Filardi, V. L., Pepe, I. M., Chaves, M. A., Santos, C. M. S. (2015) Classification of food vegetable oils by fluorimetry and artificial neural networks *Food Control*, vol. 47, pp. 86–91. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2014.06.030>
21. Senizza, B., Ganugi, P., Trevisan, M., Lucini, L. (2023) Combining untargeted profiling of phenolics and sterols, supervised multivariate class modelling and artificial neural networks for the origin and authenticity of extra-virgin olive oil: A case study on Taggiasca Ligure, *Food Chemistry*, vol. 404, part A. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2022.134543>
22. Sathish, S., Ashwin, S., Quadir, Md., Pavithra, L. (2022) Analysis of Convolutional Neural Networks on Indian food detection and estimation of calories, *Materials Today: Proceedings*, vol. 62, part 7, pp. 4665–4670. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.03.122>
23. Soni, A., Al-Sarayreh, M., Reis, M., Brightwell, G. (2021) Hyperspectral imaging and deep learning for quantification of *Clostridium sporogenes* spores in food products using 1D- convolutional neural networks and random forest model, *Food Research International*, vol. 147 <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2021.110577>

Статья поступила в редакцию 06.05.2024; одобрена после рецензирования 10.10.2024; принята к публикации 14.10.2022.

The article was submitted 06.05.2024; approved after reviewing 10.10.2024; accepted for publication 14.10.2022.

Информация об авторе

А. В. Алешков – доктор технических наук, доцент, профессор Высшей школы управления природными ресурсами, Тихоокеанский государственный университет;

В. А. Синюков – кандидат экономических наук, доцент, руководитель Высшей школы менеджмента, Тихоокеанский государственный университет;

М. В. Ивашкин – доктор экономических наук, профессор, профессор Высшей школы медиа, коммуникаций и сервиса, Тихоокеанский государственный университет

Information about the author

A. V. Aleshkov – Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Professor of the Higher School of Natural Resources Management, the Pacific State University;

V. A. Sinyukov – Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Head of the Higher School of Management, the Pacific State University;

M. V. Ivashkin – Doctor of Economic Sciences, Professor, Professor of the of Media, Communications and Service, the Pacific State University