Научные труды Дальрыбвтуза. 2026. Том 77, № 3. С. 87–99.

ПИЩЕВЫЕ СИСТЕМЫ

Научная статья
УДК 664.9:004.8 DOI: doi.org/10.48612/dalrybvtuz/2026-77-08 EDN: MPSAOI

Разработка интеллектуальной системы контроля степени готовности и качества копченой продукции из водных биологических ресурсов на основе глубокого обучения

Егор Геннадьевич Тимчук
Дальневосточный государственный технический рыбохозяйственный университет, Владивосток, Россия
timchuk.eg@dgtru.ru, ORCID: 0000-0003-2473-2081

Аннотация. Стратегия повышения качества пищевой продукции в РФ до 2030 года указывает предприятиям пищевой промышленности тренд на увеличение их конкурентоспособности. Национальная программа «Цифровая экономика РФ» поддерживает этот тренд и предлагает один из способов такого увеличения – применение цифровых технологий. Такие цифровые технологии, как нейросети в последнее десятилетие плотно вошли в обиход как специалистов различных отраслей экономики РФ, так и обычных обывателей. Экспертные системы, построенные с их использованием, позволяют контролировать качество различного рода продукции от изделий машиностроения до пищевой продукции. В работе представлены результаты разработки интеллектуальной системы контроля степени готовности и качества копченой продукции из водных биологических ресурсов на основе глубокого обучения. Система на основе фотоизображений производимой копченой продукции и полуфабрикатов идентифицирует вид используемого сырья, определяет степень ее готовности, фиксирует ее качество и рассчитывает усредненные цветовые характеристики ее поверхности в МКО CIE L*a*b*.

Ключевые слова: интеллектуальная система контроля, готовность продукции, качество, копченая продукция из водных биологических ресурсов, глубокое обучение

Для цитирования: Тимчук Е. Г. Разработка интеллектуальной системы контроля степени готовности и качества копченой продукции из водных биологических ресурсов на основе глубокого обучения // Научные труды Дальрыбвтуза. 2026. Т. 77, № 3. С. 87–99.

Scientific Journal of the Far Eastern State Technical Fisheries University. 2026. Vol. 77, no. 3. P. 87–99.

FOOD SYSTEMS

Original article

Development of an intelligent system for monitoring the degree of readiness and quality of smoked products made from aquatic biological resources based on deep learning

Egor G. Timchuk
Far Eastern State Technical Fisheries University, Vladivostok, Russia
timchuk.eg@dgtru.ru, ORCID: 0000-0003-2473-2081

Abstract. The strategy for improving the quality of food products in the Russian Federation until 2030 indicates a trend for food industry enterprises to increase their competitiveness. The national program "Digital Economy of the Russian Federation" supports this trend and suggests one of the ways to increase it – the use of digital technologies. In the last decade, digital technologies such as neural networks have become widely used by both specialists in various sectors of the Russian economy and ordinary citizens. Expert systems built using them make it possible to

© Тимчук Е. Г., 2026

control the quality of various kinds of products, from mechanical engineering products to food products. The paper presents the results of the development of an intelligent control system for the degree of readiness and quality of smoked products made from aquatic biological resources based on deep learning. The system, based on photographic images of smoked products and semi-finished products, identifies the type of raw materials used, determines the degree of its readiness, records its quality and calculates the average color characteristics of its surface in the CIE L*a*b*.

Keywords: intelligent control system, product readiness, quality, smoked products from aquatic biological resources, deep learning

For citation: Timchuk E. G. Development of an intelligent system for monitoring the degree of readiness and quality of smoked products made from aquatic biological resources based on deep learning. *Scientific Journal of the Far Eastern State Technical Fisheries University*. 2026;77(3):87–99. (In Russ.).

Введение

В настоящее время наблюдается тренд на цифровизацию экономики РФ для увеличения конкурентоспособности российских предприятий, что поддерживается национальной программой «Цифровая экономика РФ» до 2030 года [1, электронный ресурс]. Стремление к увеличению конкурентоспособности предприятий также заложено в стратегии повышения качества пищевой продукции в РФ до 2030 года [2, электронный ресурс].

Применение нейросетевых технологий, реализуемых на основе глубокого обучения при создании систем контроля технологических процессов при производстве пищевой продукции, позволяют создать средства автоматизированного измерения характеристик обрабатываемых изделий, что минимизирует число бракованной продукции и, как следствие, приведет к повышению требуемой конкурентоспособности предприятий пищевой промышленности.

Особенно разработка таких систем требуется при производстве копченой продукции из водных биологических ресурсов, так как стандартные коптильные камеры не позволяют постоянно следить за состоянием обрабатываемых изделий. Контрольные операции во время реализации процесса копчения требуют открытия коптильной камеры, что ведет к нарушению режимов технологического процесса.

Вопросами создания систем контроля производства пищевой продукции занимались такие отечественные и зарубежные ученые, как Андреев С. П. [3, с. 94], Ибрагимова Л. Р. [4, с. 89], Куприянов А. В. [5, с. 295], Козина А. М. [6, с. 106], Матисон В. А. [7, с. 8], Морозов В. Б. [8, с. 307], Юрк Н. А. [9, с. 96], Romsdal A. [10, электронный ресурс]. В перечисленных работах была разработана концепция системы обеспечения безопасности и качества продовольствия в России [3, с. 94], поднят вопрос интеграции систем качества и безопасности пищевой продукции [4, с. 89], рассматривались вопросы контроля качества сырья, материалов и готовой продукции в пищевом производстве Матисон В. А. [7, с. 8], в том числе был построен алгоритм процедуры непрерывного (выборочного) контроля качества продукции [8, с. 307]. Но вопросы создания систем контроля готовности копченой продукции из водных биологических ресурсов данными авторами не были рассмотрены.

Вопросами создания систем контроля на основе искусственного интеллекта занимались такие отечественные и зарубежные ученые, как Аллямшин М. А. [11, с. 73], Королева Л. А. [12, с. 33], Козин Е. С. [13, с. 46], Клячкин В. Н. [14, с. 412], Кучеренко С. А. [15, с. 107], Казанцева С. Ю. [16, с. 554], Кукушкин С. А. [17, с. 44], Марусин А. [18, с. 62], Kharisma Adi K., Lamastra L., Livio J., Zakaria M.Z., Vásquez R.P., Budiyanto G., Sipos A., Hernández-Vera B., Sumaryanti L., Nicolotti L., Blagoveshchenskiy I.G., Rajendra L. [19–30, электронный ресурс]. Представленные работы посвящены разработке систем контроля качества хлебобулочной продукции на основе нечеткой логики [11, с. 73], анализу мирового опыта использования IOT для целей повышения продовольственной безопасности [12, с. 33], вопросам создания экспертных систем визуального контроля [13, с. 46], системам многомерного статистического контроля [14, с. 412], внедрению искусственного интеллекта как инструмента внутреннего контроля [15,

с. 107], в том числе контроля финансов организации [16, с. 554] и качества выпускаемой продукции [17, с. 44; 19–30, электронный ресурс]. Но применение глубокого обучения в целях создания интеллектуальных систем контроля готовности копченой продукции из водных биологических ресурсов не рассматривались в перечисленных работах.

Следует отметить, что многими учеными создавались предпосылки создания систем контроля качества копченой рыбной продукции, основанные на измерении цветовых характеристик ее поверхности. Для этого Гороховым Ю. И. был создан колориметр для решения специальной измерительной задачи в области измерения цвета копченой рыбной продукции [31, с. 58], а Сушиной А. Д. и Мезеновой О. Я. использовался спектрофотометр утвержденного типа [32, с. 123].

Огромная роль в создании систем контроля готовности и качества копченой рыбной продукции принадлежит д.т.н., профессору Киму Э. Н. Длительное время под его руководством измерялись цветовые характеристики поверхности копченой продукции из различных рыбных и не рыбных объектов [33, с. 66] и было создано устройство управления готовности копченой рыбной продукции [34, электронный ресурс]. Логичным развитием которого являлось внедрение в его структуру искусственного интеллекта с целью оптимизации его деятельности.

Исходя из вышесказанного целью работы являлась интеллектуальная система контроля степени готовности и качества копченой продукции из водных биологических ресурсов на основе глубокого обучения.

Для достижения поставленной цели решали следующие задачи:

- анализ теоретических и практических аспектов создания системы контроля готовности копченой продукции из водных биологических ресурсов;
- анализ сущности глубокого обучения и принципов его применения при создании системы контроля готовности копченой продукции из водных биологических ресурсов;
- разработка предложений по созданию системы контроля готовности копченой продукции из водных биологических ресурсов.

Объектом исследования являлась интеллектуальная система контроля готовности копченой продукции из водных биологических ресурсов.

Предметом исследования являлось теоретические и практические аспекты применения глубокого обучения для создания интеллектуальных систем контроля готовности копченой продукции из водных биологических ресурсов.

Материалы и методы исследования

В качестве сырья использовали замороженную продукцию из водных биологических ресурсов согласно ГОСТ 32366-2013 «Рыба мороженая. Технические условия», ГОСТ 30314-2006 «Филе морского гребешка мороженое. Технические условия», ГОСТ 20414-2011 «Кальмар и каракатица мороженые. Технические условия». В качестве коптильной установки использовали экспериментальную коптильную установку, оснащенную устройством управления готовности копченой рыбной продукции, улучшенной при помощи искусственного интеллекта, обученного с использованием технологии «глубокого обучения».

Готовность копченой продукции определяли по достижению величины ее органолептической оценки значения в интервале от 18,5 до 20 баллов. Суммарную органолептическую оценку полученных образцов копченой продукции из водных биологических ресурсов проводили с использованием разработанных балльных шкал на основе требований ГОСТ 7447-2015 «Рыба горячего копчения. Технические условия», ГОСТ 11482-96 «Рыба холодного копчения. Технические условия», ГОСТ 11298-2002 «Рыбы лососевые и сиговые холодного копчения. Технические условия», ГОСТ 813-2002 «Сельди и сардина тихоокеанская холодного копчения. Технические условия», ТУ 10.20.32-623-2026 «Моллюски копченые. Технические условия» и классических методических приемов, описанных Сафроновой Т. М. [35, с. 8–48] с учетом коэффициентов весомости частных органолептических показателей. Максимально возможная суммарная органолептическая оценка составляла 20 баллов, что соответствовало оценке качества продукта в 10 баллов.

Результаты и их обсуждение

Термин «готовность пищевого продукта» в технологии продуктов питания повсеместно используется, но не закреплен документально. Он встречается в общественном питании в ГОСТ 31985-2013 «Услуги общественного питания. Термины и определения» и означает совокупность заданных физико-химических, структурно-механических, органолептических показателей продукции общественного питания, определяющих ее пригодность к употреблению в пищу. С учетом того, что физико-химические и структурно-механические показатели продукции имеют непосредственное влияние на ее органолептические показатели, то термин «готовность пищевого продукта» можно упростить и определять только исходя из его органолептических показателей.

Проведенные исследования показали корреляцию между такими органолептическими показателями копченой продукции из водных биологических ресурсов, как вкус, запах и консистенция с внешним видом готовой продукции в первую очередь с его цветом, что стало предпосылкой создания устройства управления готовности копченой рыбной продукции [33, с. 63].

Устройство управления готовности копченой рыбной продукции представляет собой систему, состоящую из следующих элементов: блока сбора данных, блока обработки данных, коммутационного блока, блока анализа данных, блока базы данных, блока принятия решений, блока управления заданиями, блока управления технологическим процессом и блока визуального и звукового оповещения [34, электронный ресурс].

Для реализации деятельности блока принятия решений указанного устройства была написана серия программ для ЭВМ, содержащих телеметрическую информацию о цветовых характеристиках копченой рыбной продукции различной степени готовности [36, 37, 38, электронный ресурс]. Сущность которых раскрыта в публикациях [39, с. 74; 40, с. 41; 41, с. 39].

Развитие искусственного интеллекта и анализ тенденций его применения в пищевой промышленности [42, с. 29] подтолкнули к идее развития блоков обработки данных и принятия решений устройства управления готовности копченой рыбной продукции путем внедрения в их структуру нейросети, одним из вариантов реализации которой является технология из раздела машинного обучения, имеющая название «deep learning» или «глубокое обучение».

Существуют много определений термина «глубокое обучение». Ян Гудфеллоу писал, что: «Глубокое обучение – это вид машинного обучения, наделяющий компьютеры способностью учиться на опыте и понимать мир в терминах иерархии концепций» [43, с. 6]. Эндрю Траск отмечал, что: «Глубокое обучение – это раздел искусственного интеллекта, цель которого научить компьютеры обучаться с помощью нейронных сетей – технологии, созданной по образу и подобию человеческого мозга» [44, с. 7].

Глубокое обучение – это элемент машинного обучения, которая в свою очередь является частью искусственного интеллекта, визуально это представляют следующим образом, рис. 1.

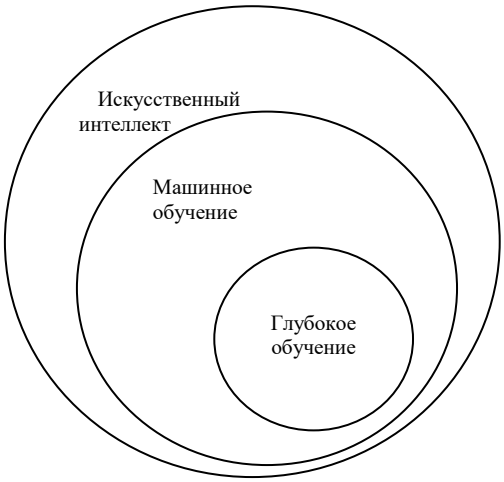


Рис. 1. Визуальное представление глубокого обучения как составной части искусственного интеллекта. Составлено автором

Fig. 1. Visual representation of deep learning as an integral part of artificial intelligence. Compiled by the author

Создатель фреймворка Keras Ф. Шолле характеризовал глубокое обучение как современную методологию извлечения представлений из данных, в основе которой лежит последовательное применение множества уровней (слоев), генерирующих семантически более насыщенные описания исходной информации [45, с. 10]. Ключевой характеристикой модели служит ее «глубина» – число таких уровней, на которые разбивается процесс преобразования данных. Поэтому данный подход нередко именуют иерархическим или многослойным обучением.

В современных реалиях глубокая архитектура включает десятки или даже сотни слоев, причем их внутреннее устройство и параметры формируются автоматически в ходе анализа обучающих выборок, без явного программирования правил.

Каждый слой выполняет преобразование, руководствуясь собственным набором весовых коэффициентов (параметров). Процесс обучения в свою очередь сводится к поиску такой конфигурации весов, при которой входной сигнал будет наиболее точно отображаться в требуемый выходной результат.

Для количественной оценки качества этого отображения вводится функция потерь (целевая функция). Она сопоставляет предсказание, сгенерированное сетью с эталонным ответом, вычисляет числовую меру расхождения между ними. Полученное значение служит индикатором того, насколько успешно модель справляется с текущей обучающей выборкой данных.

Главной особенностью глубокого обучения является использование этой оценки для настройки весов с целью минимизации ошибки. Данная корректировка возлагается на оптимизатор, который реализует алгоритм обратного распространения ошибки.

Схематическое изображение архитектуры искусственной нейронной сети, реализующей глубокое обучение, представлено на рис. 2.

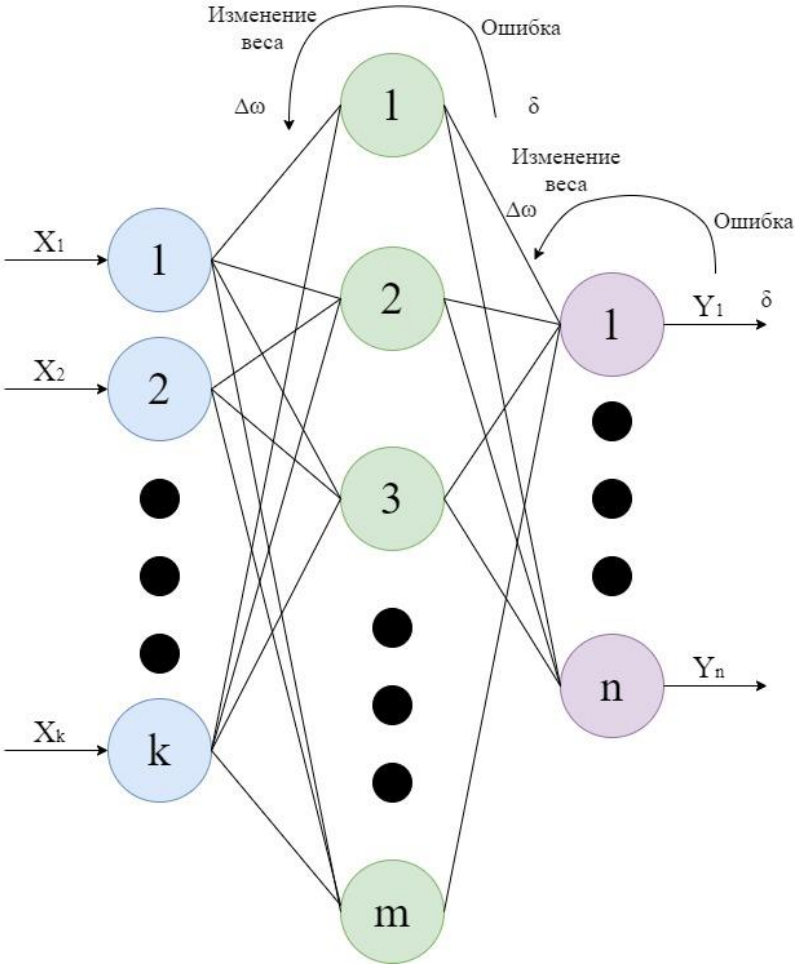


Рис. 2. Визуальное представление искусственной нейронной сети. Составлено автором
Fig. 2. Visual representation of an artificial neural network. Compiled by the author

Процесс обучения нейросети, представляющий собой многократные итерации, выполняется до тех пор, пока не будут найдены такие значения весовых коэффициентов, которые обеспечивают минимальное значение функции потерь. Архитектура, характеризующаяся наименьшей ошибкой, генерирующая выходные сигналы, наиболее соответствующие эталонным данным, считается обученной.

Применительно к рассматриваемой системе контроля готовности копченой продукции из водных биологических ресурсов входными данными служила информация о внешнем виде обрабатываемых изделий, полученная путем их фотографирования. Блоки обработки данных и принятия решений были модифицированы путем внедрения в их работу программы для ЭВМ «Обучаемая программа для определения степени готовности и качества копченой продукции из морепродуктов» [46, электронный ресурс]. Программа позволяет определять тип сырья из 12 вариантов: горбуша, сельдь, палтус, кальмар, окунь терпуг, скумбрия, корюшка, гребешок, осьминог, кета, нерка и другое, степень готовности копченой продукции в процентах и ее качество в баллах.

Разработанная программа на языке Python, с использованием библиотек PyTorch, TorchVision, Pillow, NumPy, scikit-image и встроенного графического модуля tkinter, реализует полный цикл интеллектуального анализа копченой продукции из водных биологических ресурсов по их фотоизображениям. Функциональный обзор программного обеспечения включает следующие ключевые подсистемы: подсистему сбора и разметки данных, подсистему глубокого обучения, подсистему колориметрического анализа, подсистему инференса и принятия решений и подсистему многопоточности и управления пользовательским опытом.

Подсистема сбора и разметки данных при помощи модуля tkinter обеспечивает интерактивный графический интерфейс для загрузки изображений и выделения области интереса, в пределах которого находится объект контроля. Библиотека Pillow осуществляет низкоуровневые операции с растровыми изображениями: декодирование, масштабирование для отображения на холсте и обрезку фрагментов по заданным координатам. Введённые пользователем аннотации (тип сырья, степень готовности в процентах и качество в баллах) совместно с путями к файлам и координатами ROI сериализуются в формат JSON посредством встроенного модуля json, формируя структурированную базу обучающих примеров.

Подсистема глубокого обучения с помощью библиотеки PyTorch служит вычислительным ядром для построения и тренировки нейросетевой архитектуры. В качестве базового экстрактора признаков задействована предобученная на ImageNet свёрточная сеть MobileNetV2, обеспечивающая оптимальный баланс между вычислительной эффективностью и точностью. Поверх неё надстроены три специализированных выходных головы: классификационная (для идентификации одного из 12 видов водных биологических ресурсов), регрессионная для предсказания степени готовности (значение в интервале от 0 до 100 %) и регрессионная для оценки качества, принимающая значение в интервале от 1 до 10. Для обучения применяется оптимизатор AdamW и планировщик скорости обучения CosineAnnealingLR, а в качестве функций потерь выступают кросс-энтропия для классификации и HuberLoss для регрессионных задач. Модуль torch.utils.data.DataLoader совместно с пользовательским классом Dataset организует подачу данных мини-батчами. Для увеличения обобщающей способности модели подмодуль torchvision.transforms выполняет стохастическую аугментацию: случайное кадрирование, горизонтальные и вертикальные отражения, повороты и вариации цветовых характеристик МКО CIE L*a*b* (яркость, контрастность, насыщенность).

В подсистеме колориметрического анализа для объективной оценки органолептических свойств продукта, коррелирующих с его товарным качеством, реализован модуль цветового анализа на основе воспринимаемого цветового пространства МКО CIE Lab. Библиотека scikit-image преобразует фрагмент изображения из цветового пространства RGB в универсальное аппаратно-независимое пространство CIE L*a*b*. Библиотека NumPy обеспечивает высокопроизводительные векторизованные вычисления для усреднения значений пикселей по трём каналам: L (светлота от 0 до 100), a (позиция на оси красный-зелёный) и b (позиция на оси

жёлтый-синий). Полученные метрики визуализируются в интерфейсе и служат дополнительным информативным критерием при принятии решения о качестве исследуемого образца.

Подсистема инференса и принятия решений выполняет следующие функции. После завершения обучения обученная модель сериализуется в файл формата .pth посредством torch.save. При загрузке нового фотоизображения и выделении ROI программа выполняет инференс: передаёт нормализованный тензор через нейросеть, получая прогнозные векторы. На основе значений softmax-вероятностей для класса вычисляется показатель уверенности модели. Регрессионные выходы масштабируются обратно в предметные области (готовность в %, качество в баллах). Результаты, включая предсказанный вид продукта, численные оценки готовности и качества, а также цветовые характеристики CIE L*a*b*, отображаются на панели результатов с одновременной графической подсветкой ROI на исходном изображении.

С целью предотвращения блокировки графического интерфейса на время длительных вычислительных операций (эпохи обучения нейросети и инференс на больших изображениях) задействован встроенный модуль threading. Это позволяет сохранять отзывчивость оконного интерфейса, обновлять индикаторы прогресса (Progressbar) и текстовые логи в реальном времени.

Внешний вид окна разработанной программы представлен на рис. 3.

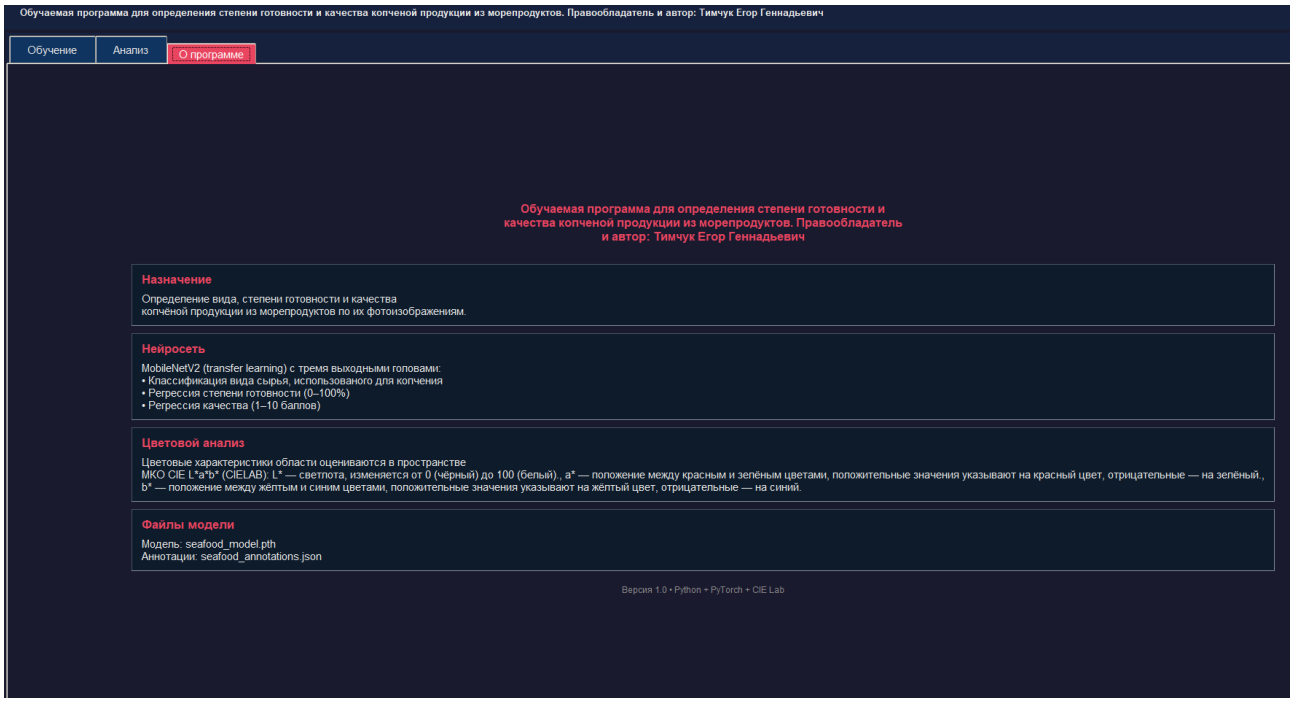


Рис. 3. Внешний вид диалогового окна обучаемой программы для определения степени готовности и качества копченой продукции из водных биологических ресурсов. Составлено автором

Fig. 3. The appearance of the dialog box of the training program for determining the degree of readiness and quality of smoked products made from aquatic biological resources. Compiled by the author

Диалоговое окно разработанной программы имеет 3 вкладки: обучение, анализ и о программе. На вкладке обучение доступна функция загрузки изображения копченой продукции, выделения пользователем области интереса (той части изделия, внешний вид которой наиболее полно отражает его качество и степень готовности). Пример выделения такой области представлен на рис. 4.

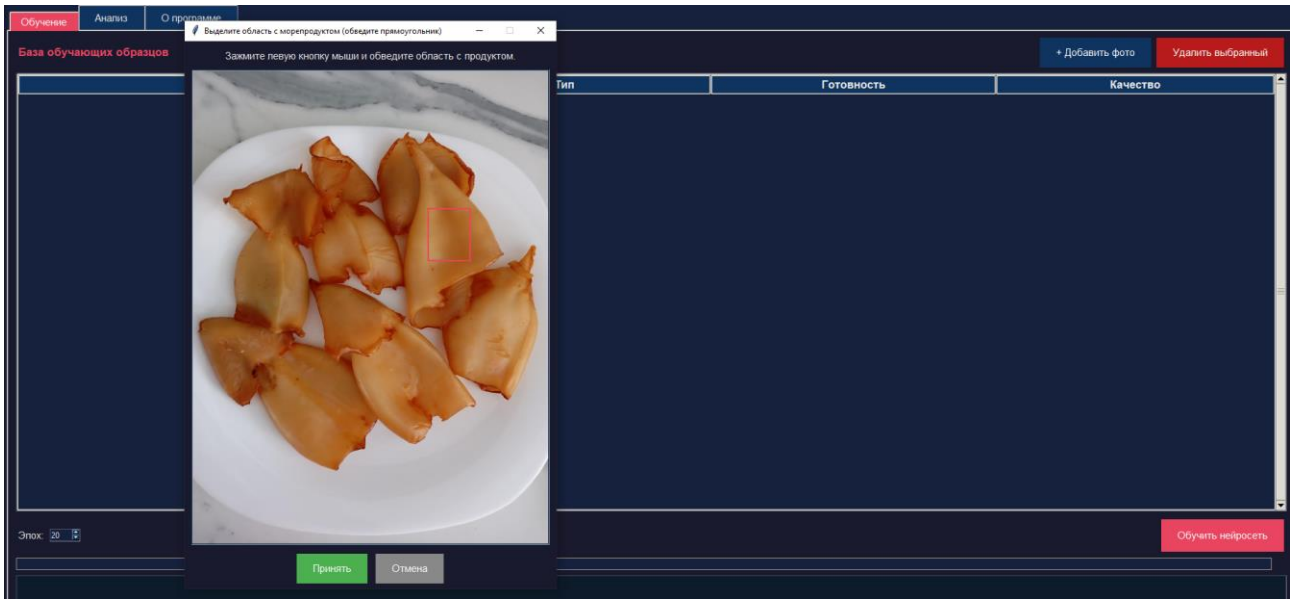


Рис. 4. Пример выделения пользователем области интереса на изображении копченой продукции. Составлено автором
Fig. 4. Example of user selection of the area of interest in the image of smoked products. Compiled by the author

После нажатия кнопки «Принять» появляется диалоговое окно «Параметры образца», позволяющие пользователю задать вид сырья (тип морепродукта), степень его готовности и качества, рис. 5.

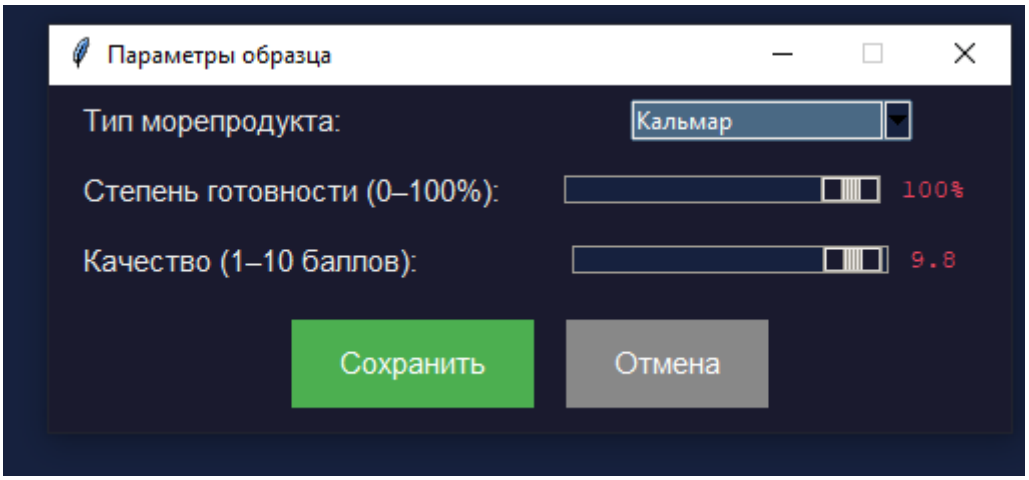


Рис. 5. Внешний вид диалогового окна «Параметры образца». Составлено автором
Fig. 5. Appearance of the Sample Settings dialog box. Compiled by the author

Заполнение пользователем значений степени готовности и качества образцов осуществлялось с использованием разработанных шкал органолептической оценки. Что позволило создать обучающую выборку данных.

Вкладка «анализ» позволяет загрузить изображение из контрольной выборки копченой продукции из водных биологических ресурсов, и нейросеть определит вид сырья, степень его готовности, его качество и его цвет в МКО CIE L*a*b*.

Размер обучающей выборки составил 3800 фотоизображений копченой продукции из водных биологических ресурсов при задании 20 обучающих эпох. Проверка на 100 контрольных изображениях показала достижение среднего значения уверенности модели 91 %. Что свидетельствует об ее обученности.

Таким образом, разработанная программа для ЭВМ «Обучаемая программа для определения степени готовности и качества копченой продукции из морепродуктов» позволила модифицировать блоки обработки данных и принятия решений устройства управления готовности копченой рыбной продукции.

Заключение

Технология глубокого обучения позволяет модифицировать интеллектуальную систему контроля степени готовности и качества копченой продукции из водных биологических ресурсов путем модификации блоков обработки данных и принятия решений посредством внедрения в них искусственного интеллекта.

Анализ теоретических и практических аспектов создания системы контроля готовности копчёной продукции из водных биологических ресурсов показал, что терминологически «готовность» не имеет унифицированного документального закрепления, однако в общественном питании она трактуется как совокупность физико-химических, структурно-механических и органолептических свойств, определяющих пригодность продукта к употреблению. Проведённые исследования подтвердили существование устойчивой корреляции между органолептическими показателями (вкус, запах, консистенция) и внешним видом, прежде всего цветом, что обосновывает возможность неразрушающего экспресс-контроля готовности по фотоизображениям. На основе этого сформулированы требования к структуре устройства управления: выделены блоки сбора, обработки, анализа, принятия решений и оповещения, что позволило определить функциональные задачи для последующей алгоритмической реализации.

Анализ сущности глубокого обучения показал, что данный раздел машинного обучения, базирующийся на многослойных нейросетях с автоматическим извлечением иерархических признаков, оптимально подходит для распознавания визуальных паттернов в пищевых продуктах. Использование предобученных архитектур с дообучением на специализированной выборке, комбинированных функций потерь и методов регуляризации (аугментация данных, планировщик скорости обучения) обеспечивает высокую точность прогнозирования при сравнительно низких вычислительных затратах. Внедрение глубокого обучения в блоки обработки и принятия решений устройства управления позволяет автоматически определять вид сырья, степень готовности и качество без явного программирования правил, что качественно повышает адаптивность системы к изменчивости сырья и условий копчения.

Разработана и реализована программа для ЭВМ на языке Python с использованием библиотек PyTorch, TorchVision, Pillow, NumPy, scikit-image и tkinter, объединяющая подсистемы разметки, обучения, колориметрического анализа и инференса. Программа предоставляет пользователю интуитивно понятный интерфейс для формирования обучающей выборки (с выделением области интереса и заданием эталонных значений), запуска обучения нейросети и анализа новых изображений с выводом прогнозов по трём параметрам (вид, готовность в %, качество в баллах), а также цветовых характеристик в пространстве CIE L*a*b*. Экспериментальная проверка на 100 контрольных изображениях при 20 эпохах обучения показала среднюю уверенность модели 91 %, что подтверждает её обученность и практическую пригодность для интеграции в устройство управления готовности копчёной рыбной продукции в качестве модуля поддержки принятия решений.

Список источников

1. Национальная программа «Цифровая экономика РФ» до 2030 года [Электронный ресурс]. URL: http://static.government.ru/media/files/9gFM4FHj4PsB79I5v7yLVuP gu4bvR7M0.pdf (дата обращения : 25.06.2026).

2. Стратегия повышения качества пищевой продукции РФ до 2030 года [Электронный ресурс]. URL: http://static.government.ru/media/files/9JUDtBOpqmoAatAhvT2wJ8UPT5Wq8qIo.pdf (дата обращения : 25.06.2026).

3. Андреев С. П. Концепция системы обеспечения безопасности и качества продовольствия в России // Технологии пищевой и перерабатывающей промышленности АПК – продукты здорового питания. 2016. № 3(11). С. 94–99.

4. Ибрагимова Л. Р., Исламов М. Н., Салаватова К. Ш. Интегрированная система качества и безопасности пищевой продукции : сборник научных трудов преподавателей, сотрудников, аспирантов и студентов технологического факультета ДГТУ. Совершенствование технологических процессов в пищевой, химической, и перерабатывающей промышленности. Махачкала, 2023. С. 88–92.

5. Куприянов А. В. Контроль эффективности функционирования систем управления качеством и безопасностью на предприятиях пищевой промышленности // Фундаментальные исследования. 2016. № 6–2. С. 294–298.

6. Козина А. М. Организация контроля качества мяса и мясопродуктов : сборник научных статей 7-й Международной научно-практической конференции. Проблемы конкурентоспособности потребительских товаров и продуктов питания. Курск, 2025. С. 105–109.

7. Матисон В. А. Контроль качества сырья, материалов и готовой продукции в пищевом производстве // Пищевая промышленность. 2016. № 7. С. 8–11.

8. Морозов В. Б. Алгоритм процедуры непрерывного (выборочного) контроля качества продукции в технологических системах пищевых и перерабатывающих производств // Техника XXI века глазами молодых ученых и специалистов : материалы IX Всероссийской научно-технической конференции студентов, магистрантов, аспирантов и молодых ученых. Министерство образования и науки Российской Федерации; Тульский государственный университет. Тула, 2010. С. 307–310.

9. Юрк Н. А., Динер Ю. А. Разработка схемы управления качеством макаронных изделий // Технологии пищевой и перерабатывающей промышленности АПК – продукты здорового питания. 2021. № 3. С. 96–102.

10. Romsdal, Anita. (2014). Differentiated production planning and control in food supply chains [Электронный ресурс]. URL: https://www.researchgate.net/publication/264536294_ Differentiated_production_planning_and_control_in_food_supply_chains (дата обращения : 25.06.2026).

11. Аллямшин М. А., Мурашев П. М., Богатиков В. Н. Система контроля качества технологического процесса изготовления хлебобулочных изделий на основе нечетко-логических моделей // Вестник Тверского государственного технического университета. Серия: Технические науки. 2020. № 3(7). С. 73–88.

12. Королева Л. А., Фань И. Мировой опыт повышения продовольственной безопасности на основе интеграции технологий BLOCKCHAIN и IOT // Россия в глобальном мире. 2025. Т. 28, № 3. С. 32–48.

13. Козин Е. С., Рябов С. С., Винокуров В. В., Карпов С. В. Экспертная система визуального контроля в условиях технологического процесса // Технологии искусственного интеллекта в интересах развития вооружения, военной и специальной техники. Вопросы прототипирования и апробации : сборник статей научно-технической конференции. Анапа, 2021. С. 45–51.

14. Клячкин В. Н. Система многомерного статистического контроля технологического процесса // CAD/CAM/PDM системы проектирования, технологической подготовки производства и управления этапами жизненного цикла промышленного продукта (CAD/CAM/PDM-2002) : материалы 2-й международной конференции: в 2 т. 2002. С. 412–420.

15. Кучеренко С. А., Заруба Д. С. Внедрение технологии искусственного интеллекта как инструмента внутреннего контроля в организации // Региональная и отраслевая экономика. 2024. № S1. С. 107–114.

16. Казанцева, С. Ю. Практика применения и перспективы развития технологий искусственного интеллекта и робототехники в сфере финансового контроля / С. Ю. Казанцева, Д. А. Казанцев // Вопросы инновационной экономики. 2021. Т. 11, № 2. С. 553–564. DOI 10.18334/vinec.11.2.112073. EDN DLLGHI.

17. Кукушкин С. А., Василевская С. П., Шейда Е. В. Цифровизация производства: применение искусственного интеллекта для контроля качества пищевой продукции // Сборник

статей XVI Международной научно-практической конференции. Новые научные исследования. Пенза, 2026. С. 43–45.

18. Марусин А. Система технического зрения SBRD-Q от FESTO: универсальность при малых размерах // Control Engineering Россия. 2019. № 1(79). С. 62–65.

19. Kharisma Adi K, Isnanto RR (2020) Rice crop management expert system with forwarding chaining method and certainty factor. J Phys Conf Ser 1524(1). https:// doi. org/ 10. 1088/ 1742-6596/ 1524/1/ 012037.

20. Lamastra L, Balderacchi M., Di Guardo A., Monchiero M., Trevisan M. (2016) A novel fuzzy expert system to assess the sustainability of the viticulture at the wine-estate scale. Sci Total Environ 572:724–733. https:// doi. org/ 10. 1016/j. scito tenv. 2016.07. 043.

21. Livio J., Hodhod R. (2018) AI cupper: a fuzzy expert system for sensorial evaluation of coffee bean attributes to derive quality scoring. IEEE Trans Fuzzy Syst 26(6):3418–3427. https:// doi.org/ 10. 1109/ TFUZZ. 2018. 28326 11.

22. Zakaria M. Z., Nordin N., Malik AMA, Elias S. J., Shahuddin A. Z. (2019) Fuzzy expert systems (FES) for halal food additive. Indones J Electr Eng Comput Sci 13(3):1073–1078. https:// doi.org/ 10. 11591/ ijeecs. Vol. 13, i 3. P. 1073–1078.

23. Vásquez R. P., Aguilar-Lasserre A. A., López-Segura M.V., Rivero L.C., Rodríguez-Duran A.A., Rojas-Luna M.A. (2019) Expert system based on a fuzzy logic model for the analysis of the sustainable livestock production dynamic system. Comput Electron Agric 161(January):104–120. https:// doi. org/ 10. 1016/j. compag.2018. 05. 015.

24. Budiyanto G., Ipnuwati S., Al Gifari S.A., Huda M., Jalal B., Abdul Latif A., Lia Hananto A. (2018). Web based expert system for diagnosing disease pest on banana plant. Int J Eng Technol (UAE) 7(4):4715–4721. https:// doi. org/ 10. 14419/ ijet.

25. Sipos A. (2020) A knowledge-based system as a sustainable software application for the supervision and intelligent control of an alcoholic fermentation process. Sustainability 12(23):10205. https:// doi. org/ 10. 3390/ su122 310205.

26. Hernández-Vera B., Aguilar Lasserre A.A., Gastón Cedillo-Campos M., Herrera-Franco L.E., Ochoa-Robles J. (2017a) Expert system based on fuzzy logic to define the production process in the coffee industry. J Food Process Eng 40(2). https:// doi. org/10. 1111/ jfpe. 12389.

27. Sumaryanti L., Istanto T., Pare S. (2020) Rule based method in expert system for detection pests and diseases of corn. J Phys Conf Ser 1569(2). https:// doi. org/ 10. 1088/ 1742–6596/ 1569/2/022023.

28. Nicolotti L., Mall V., Schieberle P. (2019) Characterization of key aroma compounds in a commercial rum and an Australian red wine by means of a new Sensomics-Based Expert System (SEBES) - an approach to use artificial intelligence in determining food odor codes. J Agric Food Chem 67(14):4011–4022. https:// doi. org/ 10. 1021/ acs. jafc. 9b007 08.

29. Blagoveshchenskiy I.G., Blagoveshchenskiy V.G., Besfamilnaya E. M., Sumerin V.A. (2020) Development of databases of intelligent expert systems for automatic control of product quality indicators. J Phys Conf Ser 1705(1). https:// doi. org/ 10. 1088/ 1742- 6596/1705/1/ 012019.

30. Rajendra L., Azani H., Much I., Subroto I., Marwanto A. (2017) Expert system on soybean disease using knowledge representation method. Telemat Inform 5(1):36–46. https:// doi. org/ 10.12928/ jti. v5i1.

31. Горохов Ю. И., Полуяктов В. Ф. Оценка цвета поверхности копченой рыбы // Рыбное хозяйство, 1986. №4. С. 58–61.

32. Сушина А. Д., Мезенова О. Я. Оценка качества рыбы бездымного горячего копчения, приготовленной с применением коптильно-водорослевой композиции // Известия высших учебных заведений. Пищевая технология. 2024. № 1(395). С. 123–128.

33. Ким Э. Н., Тимчук Е. Г., Паначина В. С., Заяц Е. А. Оценка качества копченой рыбной продукции на основе определения ее цветовых характеристик // Наука и бизнес: пути развития. 2021. № 6(120). С. 62–67.

34. Ким Э. Н., Тимчук Е. Г., Сластён С. С. Устройство управления готовности копченой рыбной продукции // Патент на полезную модель RU 217961 U1, 26.04.2023. Заявка № 2022133278 от 16.12.2022.

35. Сенсорный анализ продуктов переработки рыбы и беспозвоночных : учебное пособие / Г. Н. Ким, И. Н. Ким, Т. М. Сафронова, Е. В. Мегеда. Санкт-Петербург : Лань, 2022. 512 с. ISBN 978-5-8114-1654-7. Текст: электронный // Лань: электронно-библиотечная система. URL: https://e.lanbook.com/book/211661 (дата обращения : 20.03.2026).

36. Тимчук Е. Г., Сластен С. С. Расчет оценки качества цвета горбуши горячего копчения на основе цветовых характеристик её кожного покрова // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2024618302, 10.04.2024. Заявка № 2024617384 от 09.04.2024.

37. Тимчук Е. Г., Сластен С. С., Заяц Е. А. Расчет оценки качества цвета сельди горячего копчения на основе цветовых характеристик её кожного покрова // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2024617484, 02.04.2024. Заявка № 2024616007 от 22.03.2024.

38. Тимчук Е. Г., Сластен С. С. Расчет оценки качества цвета окуня терпуга горячего копчения на основе цветовых характеристик его кожного покрова // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2024662184, 24.05.2024. Заявка № 2024618548 от 11.04.2024.

39. Тимчук Е. Г. Цветовые характеристики и программа расчета оценки качества горбуши горячего копчения на основе цвета ее кожного покрова // Проблемы научно-практической деятельности. Поиск и выбор инновационных решений : сборник статей Международной научно-практической конференции. Уфа, 2025. С. 72–74

40. Тимчук Е. Г. Цветовые характеристики и программа расчета оценки качества окуня терпуга горячего копчения на основе цвета ее кожного покрова // Научная инициатива: проблемы и перспективы реализации инновационных решений : сборник статей Международной научно-практической конференции. Уфа, 2025. С. 39–41.

41. Тимчук Е. Г. Цветовые характеристики и программа расчета оценки качества сельди горячего копчения на основе цвета ее кожного покрова // Научная инициатива: проблемы и перспективы реализации инновационных решений : сборник статей Международной научно-практической конференции. Уфа, 2025. С. 36–39.

42. Тимчук Е. Г. Применение искусственного интеллекта в пищевой промышленности // Научные труды Дальрыбвтуза. 2022. Т. 61,, № 3. С. 21–42.

43. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge, MA: MIT Press, 2016. 775 p. ISBN 978-0-262-03561-3.

44. Trask A. W. Grokking Deep Learning. Shelter Island, NY: Manning Publications, 2019. 309 p. ISBN 978-1-61729-370-2.

45. Chollet F. Deep Learning with Python. 2nd ed. Shelter Island, NY: Manning Publications, 2021. xxiv, 478 p. ISBN 978-1-61729-686-4.

46. Тимчук Е. Г. Обучаемая программа для определения степени готовности и качества копченой продукции из морепродуктов // Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2026665757, 26.05.2026. Заявка № 2026664856 от 05.05.2026.

Информация об авторе

Е. Г. Тимчук – кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой управления техническими системами, SPIN-код: 8836-6556, AuthorID: 987987.

Information about the author

E. G. Timchuk – PhD in Engineering Sciences, Associate Professor, Head of the Department of Technical Systems Management, SPIN-code: 8836-6556, AuthorID: 987987.

Статья поступила в редакцию 16.07.2026; одобрена после рецензирования 21.07.2026; принята к публикации 10.09.2026.

The article was submitted 16.07.2026; approved after reviewing 21.07.2026; accepted for publication 10.09.2026.

© Тимчук Е. Г., 2026.

«Разработка интеллектуальной системы контроля степени готовности и качества копченой продукции из водных биологических ресурсов на основе глубокого обучения» [Тимчук Е. Г.] распространяется под лицензией Creative Commons Attribution (CC BY 4.0).