Научная статья
УДК 681.78
doi:10.35694/YARCX.2024.68.4.014

ОБЗОР МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ И КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ В ТЕХНОЛОГИИ ИНКУБАЦИИ ЯИЦ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ ПТИЦ

Гузяль Самигуллаевна Ширманова[1], Евгений Николаевич Неверов[2], Елена Владимировна Николаева[3], Александр Александрович Владимиров[4]
[1, 2, 3, 4]Кемеровский государственный университет, Кемерово, Россия
[1]minigulova_gs@mail.ru
[2]neverov42@mail.ru, ORCID 0000-0002-3542-786X
[3]nevkem@yandex.ru, ORCID 0000-0001-6393-1898
[4]fizickemsu@mail.ru, ORCID 0000-0002-8438-2872

Реферат. Определение состояния зародышей сельскохозяйственных птиц и подбор оптимальных условий инкубации являются важными проблемами птицеводства, и применение системы компьютерного зрения (СКЗ) с возможностью использования машинного обучения могут быть оптимальными решениями данных проблем. Цель исследования – провести анализ научных исследований на тему разработки автоматизированных устройств для инкубации яиц сельскохозяйственных птиц с применением алгоритмов машинного зрения. Выявлены общие направления развития технологии автоматизированной инкубации яиц сельскохозяйственных птиц. Отмечена тенденция увеличения доли исследований, в которых компьютерное зрение используется в совокупности с искусственными нейронными сетями.

Ключевые слова: *методы компьютерного зрения, инкубация яиц, автоматизированные устройства, нейронные сети, методы машинного обучения в сельском хозяйстве*

A REVIEW OF MACHINE LEARNING AND COMPUTER VISION METHODS IN POULTRY EGG INCUBATION TECHNOLOGY

Guzyal S. Shirmanova[1], Evgeniy N. Neverov[2], Elena V. Nikolaeva[3], Aleksandr A. Vladimirov[4]
[1, 2, 3, 4]Kemerovo State University, Kemerovo, Russia
[1]minigulova_gs@mail.ru
[2]neverov42@mail.ru, ORCID 0000-0002-3542-786X
[3]nikolaevaen@kemsu.ru, ORCID 0000-0001-6393-1898
[4]fizickemsu@mail.ru, ORCID 0000-0002-8438-2872

Abstract. Determining the state of the embryos of poultry and selecting optimal incubation conditions are important problems of poultry farming, and the use of a computer vision system (CVS) with the possibility of using machine learning can be optimal solutions to these problems. The purpose of the research is to analyze scientific researches on the development of automated devices for incubating eggs of poultry using machine vision algorithms. The general directions for the development of poultry egg automated incubation technology have been revealed. There is a tendency to increase the proportion of researches in which computer vision is used in conjunction with artificial neural networks.

Keywords: *computer vision methods, egg incubation, automated devices, neural networks, machine learning methods in agriculture*

Введение. Инкубация яиц сельскохозяйственных птиц – это ключевой этап в птицеводстве, определяющий продуктивность и рентабельность всего цикла производства. Однако обеспечение оптимальных условий для развития эмбриона – задача сложная и многофакторная, требующая постоянного контроля и регулирования множества параметров: температуры, влажности, вентиляции, поворота яиц и др. Традиционные методы инкубации, основанные на ручном контроле и механических системах, часто не обеспечивают необходимой точности и оперативности, что приводит к снижению выводимости цыплят, ухудшению качества молодняка и, как следствие, экономическим потерям. Процесс инкубации, эволюционировав от примитивных методов древности до высокотехнологичных современных систем, остаётся важнейшей задачей в области птицеводства.

Инновации в инкубации яиц направлены на улучшение процесса вывода цыплят и увеличение производительности птицеводства. Современные инкубаторы обеспечивают оптимальные условия для развития эмбриона, что позволяет получить более качественное потомство и повысить эффективность производства.

В связи с этим актуальность разработки и внедрения современных технологий, способных автоматизировать и оптимизировать процесс инкубации, неуклонно возрастает. Методы машинного обучения (МО) и компьютерного зрения представляют собой перспек-

Таблица 1 – Примеры исследований на тему применения СКЗ

№ п/п	Название	Автор	Наименование издания	Год
1	Integrating machine learning and infrared smart cameras into critically endangered bird production	Woodman C. J. et al.	14th Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON)	2023
2	MobileOne-YOLO: Improving the YOLOv7 network for the detection of unfertilized duck eggs and early duck embryo development – a novel approach	Li Q. et al.	Computers and Electronics in Agriculture	2023
3	Deep Learning Based Egg Fertility Detection	Çevik K. K. et al.	Veterinary Sciences	2022
4	Development of an early embryo detection methodology for quail eggs using a thermal micro camera and the YOLO deep learning algorithm	Nakaguchi V. M. et al.	Sensors	2022
5	Hatching egg classification based on CNN with channel weighting and joint supervision	Lei Geng et al.	Multimedia Tools and Applications	2020
6	Prediction model for chicken egg fertility using artificial neural network	Fadchar N. et al.	7th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA)	2020
7	Fertility detection of hatching eggs based on a convolutional neural network	Geng L. et al.	Applied Sciences	2019
8	Chicken embryo fertility detection based on PPG and convolutional neural network	Yu H. et al.	Infrared Physics & Technology	2019
9	Egg fertility detection using image processing and fuzzy logic	Rancapan J. G. C. et al.	International Journal of Scientific & Technology Research	2019
10	Using dielectric properties and intelligent methods in separating of hatching eggs during incubation	Ghaderi M. et al.	Measurement	2018
11	A machine vision system for detecting fertile eggs in the incubation industry	Hashemzadeh M. et al.	International Journal of Computational Intelligence Systems	2016
12	Nondestructive detection of infertile hatching eggs based on spectral and imaging information	Zhihui Z. et al.	International Journal of Agricultural and Biological Engineering	2015
13	Automatic sorting system of egg embryo in biological vaccines production based on multi-information fusion	Xu Y. et al.	Nongye Jixie Xuebao/Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery	2015
14	Non-destructive detection on the fertility of injected SPF eggs in vaccine manufacture	Xu Q.-L. et al.	26th Chinese Control and Decision Conference	2014
15	Experimental model for determining developmental stage of chicken embryo using infrared images and artificial neural networks	Jung S. K. «Paul» et al.	Thermal Infrared Applications XXXV	2013
16	Detecting fertility and early embryo development of chicken eggs using near-infrared hyperspectral imaging	Liu L. et al.	Food and Bioprocess Technology	2013
17	Microbubble contrast imaging of the cardiovascular system of the chick embyro	Schellpfeffer M. A. et al.	Ultrasound in Medicine & Biology	2012
18	A machine vision system for identification of micro-crack in egg shell	Li Y. et al.	Journal of Food Engineering	2012
19	Imaging system with modified-pressure chamber for crack detection in shell eggs	Lawrence K. C. et al.	Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety	2008
20	Color computer vision and artificial neural networks for the detection of defects in poultry eggs	Patel V. C. et al.	Artificial Intelligence Review	1998

тивные инструменты для решения данной задачи. Они позволяют создавать интеллектуальные системы, способные анализировать данные о состоянии яиц и эмбрионов, прогнозировать возможные отклонения от нормы и автоматически регулировать параметры инкубации в реальном времени.

Цель исследования – анализ научных работ на тему разработки автоматизированных устройств для инкубации яиц сельскохозяйственных птиц с применением алгоритмов машинного обучения и компьютерного зрения.

В данной работе проведён литературный обзор научных статей, посвящённых применению методов МО и СКЗ в технологии инкубации яиц сельскохозяйственных птиц. Анализ опубликованных работ позволил выявить общие тенденции развития данной области. В частности, наблюдается увеличение доли исследований, в которых СКЗ используется в комплексе с искусственными нейронными сетями для повышения точности анализа и прогнозирования. Результаты литературного обзора легли в основу дальнейшего исследования, направленного на разработку и оптимизацию систем автоматизированной инкубации на основе современных технологий.

Методика исследования. Для сбора информации, представленной в литературном обзоре, использованы архивы научных публикаций, такие как: Science Direct, Google Scholar, Elibrary, MDPI. В качестве объектов изучения выступают научные статьи, опубликованные в журналах либо являющиеся материалами конференций, а также листинги программ управления СКЗ и другими системами автоматизированных инкубаторов, находящиеся в открытом доступе.

Результаты исследования. В настоящее время выявление больных зародышей в яйцах сельскохозяйственных птиц при их инкубации является задачей, решение которой всё чаще производится за счёт применения компьютерного зрения. Метод компьютерного зрения является неинвазивным, что позволяет исключить излишнее механическое воздействие на яйцо. Также данный метод характеризуется высокой точностью. Основным датчиком в системах компьютерного зрения может выступать цифровая ПЗС-камера, инфракрасная камера или тепловизор. Для уменьшения погрешности в классификации программой полученных изображений могут применяться свёрточные нейронные сети. Краткое описание всех статей, использованных в литературном обзоре, приведено в таблице 1.

В работе авторами [1] с опорой на статью [2] разработана система контроля оплодотворяемости/неоплодотворённости куриных яиц, которая включает в себя методы обработки изображений и глубокого обучения. В исследовании с помощью камеры, помещённой в инкубатор, были получены изображения яиц, а затем был осуществлён процесс сегментации. Были созданы две базы данных фотографических изображений куриных яиц и проведены процессы сегментации и обнаружения оплодотворённых яиц с использованием подхода Mask R-CNN. На рисунке 1 представлены примеры изображений этапа тестирования, применённые к обеим базам данных изображений.

Для оценки эффективности сегментации использовались метрики измерения IoU и AP, принятые в литературе. Из исследования видно, что значения измерения AP выше, когда выбран IoU = 0,7. Согласно результатам испытаний процесса сегментации и обнаружения оплодотворённых яиц из обеих баз данных изображений все оплодотворённые яйца можно правильно обнаружить в конце третьего дня.

В рамках проекта [3] на основе статьи [4] были обработаны инфракрасные изображения яиц для расчёта объёма воздушных ячеек и скорости охлаждения, а также проведены ежедневные измерения веса яиц и температуры окружающей среды. Искусственные нейронные сети (ИНС) были «обучены» использованию множества входных параметров для распознавания закономерностей в данных. С помощью ИК-камеры, подключённой к ПК, были получены ежесекундно снимки в течение 5 минут, в общей сложности 300 снимков. Программное обеспечение Winters II сохраняет ИК-изображения в формате TIFF, представляющие температурный диапазон с цветовой гаммой (рис. 2).

Цвет каждого пикселя соответствует температуре, и эти реальные значения температуры могут быть извлечены в текстовый файл с помощью программы WinterMulti-file. Все остальные данные – дата и время, температура окружающей среды, температура в камере, влажность в инкубаторе, вес яиц и замечания по наблюдениям – заносятся в электронную таблицу Excel. Оптические изображения, получаемые каждый день, необходимы для определения интересующих областей на соответствующих ИК-изображениях, таких как скорость охлаждения воздушной камеры или средняя температура около сердца.

На сегодняшний день для прогнозирования вылупления требуется частая проверка гнезда вручную, что вызывает стресс у птиц-родителей и потенциально снижает их репродуктивную способность. Проект [5]

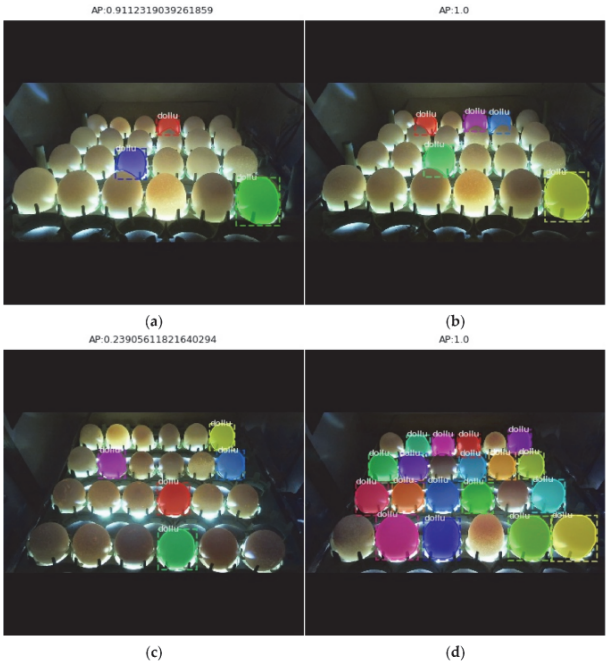

Рисунок 1 – Изображения, полученные в результате процесса тестирования: a, b – первый набор данных; c, d – второй набор данных

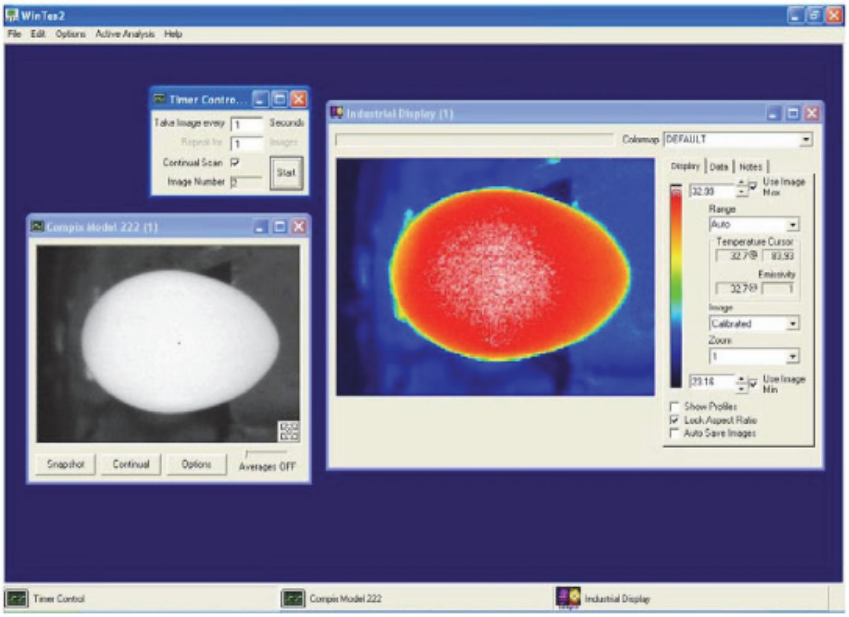

Рисунок 2 – Дисплей программного обеспечения Winter II

описывает метод замены ручной проверки гнездовых ящиков системой машинного зрения, которая автоматически предупреждает менеджеров о приближении вылупления птенцов. Чтобы протестировать этот метод, были сделаны тепловизионные снимки яиц (n = 42) 15 видов пситациформных (попугаев) и гусеобразных (уток) в специализированном птицеводческом комплексе. Морфология 9-дневных инкубационных яиц представлена на рисунке 3. Модель машинного обучения, разработанная в GoogleVertex AI, позволяет обнаруживать яйца в течение 1,5 дней после вылупления со 100% точностью, без ложных срабатываний. Этот метод обладает большим потенциалом для улучшения результатов разведения в неволе или мониторинга диких гнездовых ящиков для редких, находящихся под угрозой исчезновения, видов птиц.

Свёрточные нейронные сети (CNN), структура которых представлена на рисунке 4, демонстрирующие самые современные возможности в решении различных визуальных задач, были использованы в работе [6]. Ожидается, что CNN могут быть применены для классификации инкубационных яиц 9-дневок. Инкубационные яйца делятся на оплодотворённые и неоплодотворённые. Из-за межклассового сходства и внутриклассовых различий в наборах данных об инкубационных яйцах за 9 дней для повышения точности классификации предлагается метод классификации CNN, сочетающий блок сжатия и возбуждения (Squeeze-and-Excitation block, SE) и совместный контроль наблюдения.

Авторы используют функции потерь CenterLoss и SoftmaxLoss вместе в качестве сигнала совместного

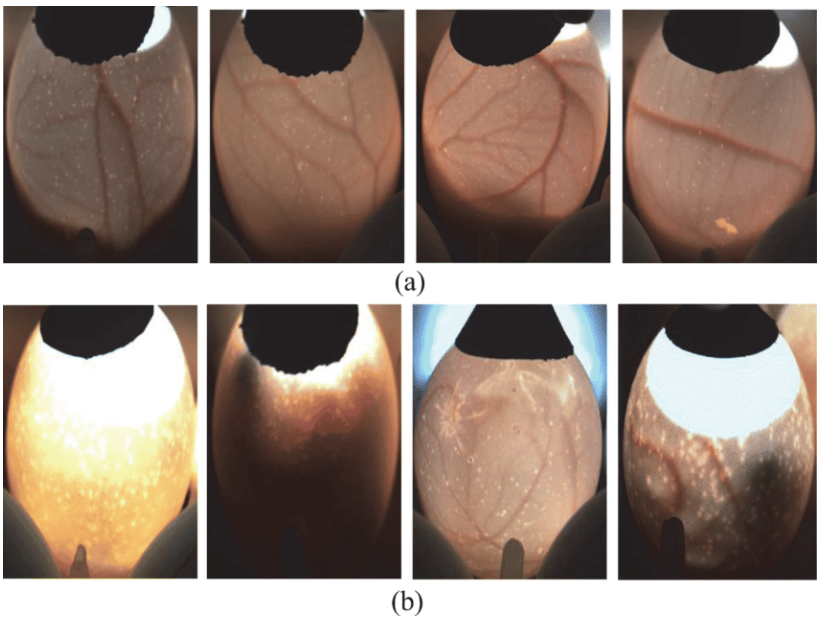

Рисунок 3 – Морфология 9-дневных инкубационных яиц: а – оплодотворённые яйца, б – мёртвые яйца

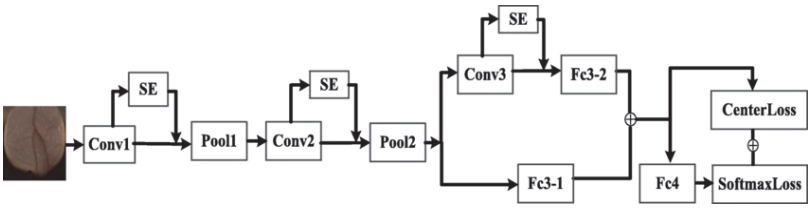

Рисунок 4 – Сетевая структура SJ-CNN

наблюдения. При таком совместном наблюдении CNN может получать глубокие характеристики с межклассовой дисперсией и компактностью внутри класса, что повышает способность к распознаванию и обобщению. Одновременно с этим при выделении признаков используется взвешивание каналов, которое добавляется в каждый свёрточный слой для лучшего использования признаков каналов. Результаты экспериментов показывают, что предложенный метод успешно решает проблему классификации инкубационных яиц. Точность метода составляет 98,8%.

Чтобы достичь цели более точного и эффективного определения оплодотворённости инкубационных яиц, которые делятся на оплодотворённые и мёртвые, в статье [7], исходя из данных статей [8–10], предлагается новый метод, сочетающий свёрточную нейронную сеть и сигнал сердцебиения инкубационных яиц. Во-первых, авторы собирали сигналы сердцебиения вылупившихся через 9 дней птенцов из яиц методом фотоплетизмографии (PPG), являющимся неинвазивным методом определения изменения объёма крови в живых тканях с помощью фотоэлектрических средств. Во-вторых, была разработана последовательная свёрточная нейронная сеть E-CNN, которая использовалась для анализа последовательности сердцебиений инкубационных яиц. В-третьих, для повышения эффективности классификации в данной работе была разработана сквозная обучаемая свёрточная нейронная сеть SR-CNN, используемая для обработки изображений сигналов сердцебиения инкубационных яиц. Ключом к повышению эффективности классификации SR-CNN является модуль SE-Res, объединяющий блок взвешивания каналов «Сжатия и возбуждения» (SE) и остаточную структуру. Результаты экспериментов показывают, что две модели, обученные на нашем наборе данных с помощью E-CNN и SR-CNN, способны определять фертильность инкубационных яиц с высокой точностью идентификации, достигающей 99,50 и 99,62% соответственно, на тестовом наборе. Показано, что предложенный метод позволяет точно и эффективно идентифицировать и классифицировать выживаемость инкубационных яиц.

Плодовитость является важной характеристикой в птицеводстве, поэтому любое снижение плодовитости приводит к огромным экономическим потерям из-за увеличения затрат на инкубацию. В исследовании [11] диэлектрическая проницаемость и коэффициент потерь яиц были использованы в качестве неразрушающего, дешёвого и точного метода идентификации мёртвых эмбрионов и бесплодных яиц во время инкубации. Для этой цели были использованы классификаторы искусственной нейронной сети (ANN) и метода опорных векторов (SVM). Результат показал, что SVM действительно идентифицировала мёртвые эмбрионы со 100% точностью на 18-й день инкубации перед вылуплением. Кроме того, SVM также может правильно идентифицировать невылупившиеся яйца, включая мёртвые эмбрионы и бесплодные яйцеклетки, с точностью 92,31% на 5-й день. Нейронная сеть правильно классифицировала невылупившиеся яйца с точностью 87,5 и 86,7% соответственно. Применение этих двух разных классификаторов показало, что SVM обеспечивает лучшую производительность, чем ANN. Использование этих ёмкостных свойств не только обеспечивает автоматический метод измерения для выявления оплодотворённых яиц у кур, но и применимо к другим породам птиц, что может быть полезно для системы выведения цыплят.

Раннее выявление неоплодотворённых и невыводимых яиц принесёт пользу инкубаториям и птицеводческим фермам за счёт экономии места, затрат на обработку и предотвращения заражения яйцами-взрывчатками. Поэтому для инкубаториев было бы выгодно разработать неразрушающий, быстрый и точный метод определения фертильности и эмбрионального развития яиц. Для достижения этой цели Liu L., Ngadi M. O. [12] разработали гиперспектральную систему визуализации в ближнем инфракрасном диапазоне для определения фертильности и раннего эмбрионального развития. В этом исследовании было использовано в общей сложности 174 куриных яйца с белой скорлупой, включая 156 оплодотворённых яиц и 18 неоплодотворённых яиц, и все яйца инкубировались в коммерческом инкубаторе в течение 4 дней. В каждый день инкубации были получены гиперспектральные изображения всех яиц. После проведения визуализации каждый день развитие эмбрионов в случайно выбранных яйцеклетках останавливали путём инъекции азида натрия (NaN_3). Все яйца были разделены на два класса: оплодотворённые и неоплодотворённые, и набор данных по каждому классу варьировался в зависимости от дня инкубации. Область интереса (ROI) каждого гиперспектрального изображения была сегментирована, и информация о текстуре изображения была извлечена из ROI спектральных изображений с использованием фильтров Габора. Два типа спектральных характеристик пропускания, называемых MS и MG, были получены путём усреднения спектральной информации ROI и ROI, отфильтрованного по Габору, соответственно. Размерность спектральных характеристик пропускания была уменьшена с помощью PCA. Первые три ПК были использованы для кластеризации K-средних значений, а также для первых трёх полос с максимальными данными каждой спектральной характеристики пропускания. Наилучшие результаты классификации составили 100% на 0-й день, 78,8% – на 1-й день, 74,1% – на 2-й день, 81,8% – на 3-й день и 84,1% – на 4-й день. Точное определение фертильности до инкубации было

получено с использованием только первых трёх диапазонов максимальной чувствительности MS. Результаты классификации свидетельствуют о полезности информации о текстуре изображения для определения раннего развития эмбриона. Многообещающие результаты были также получены при использовании только первых трёх диапазонов с максимальными характеристиками спектрального пропускания, что указывает на потенциал применения методов гиперспектральной визуализации для разработки системы определения фертильности и раннего эмбрионального развития куриных яиц в режиме реального времени.

Одним из важных факторов повышения производительности инкубационной отрасли является обеспечение фертильности яиц, помещаемых в инкубаторы. В рамках исследования [13] с опорой на опыт авторов статей [14–16] была разработана и оценена система машинного зрения для определения фертильности. С этой целью было разработано мехатронное устройство, позволяющее получать точные цифровые изображения яиц, не нанося им вреда. Для освещения яиц используется источник света, который потенциально позволяет ПЗС-камере получать качественные и информативные изображения с внутренней стороны яиц. Разработан надёжный алгоритм машинного зрения, который обрабатывает полученные изображения и позволяет отличать оплодотворённые яйца от неоплодотворённых. Для оценки системы был предоставлен большой набор изображений яиц с использованием 240 инкубированных яиц (включая 190 оплодотворённых и 50 неоплодотворённых яиц). Точность определения фертильности системы на основе предоставленного набора данных достигает 47,13% на 1-й день инкубации, 81,41% – на 2-й день, 93,08% – на 3-й день, 97,73% – на 4-й день и 98,25% – на 5-й день. Сравнение с существующими подходами показывает, что предлагаемый метод обеспечивает более высокую производительность. Полученные результаты свидетельствуют о высокой надёжности предлагаемой системы и её применимости в инкубационной отрасли.

В настоящее время, когда в яйцеклетках культивируются вирусы, не содержащие специфических патогенов (SPF), требуется много рабочей силы, чтобы определить фертильность куриных эмбрионов, различить три состояния: живое, мёртвое и слабое, а затем лечить их отдельно. Более того, из-за усталости персонала и по другим причинам легко допустить ошибочные суждения и упущения, особенно слабый эмбрион наиболее подвержен ошибочным суждениям, что приводит к растрате ресурсов. В статье [17] представлен метод, основанный на фотоплетизмографии (PPG) и свёрточной нейронной сети (CNN), позволяющий автоматически, быстро и точно определять плодовитость куриного эмбриона, а также впервые предлагается обнаружение слабого эмбриона. В эксперименте 5000 выборок использовались в качестве обучающего набора и 1000 выборок – в качестве тестового набора. После предварительной обработки данные вводятся в независимо разработанную свёрточную модель нейронной сети для получения результатов классификации. Точность классификации куриных эмбрионов достигла 97,3%, точность определения живых эмбрионов составила 100%, мёртвых эмбрионов – 98,33% и слабых – 92,67%. Результаты эксперимента показывают, что метод определения фертильности куриных эмбрионов, основанный на PPG и свёрточной нейронной сети, имеет высокую прикладную ценность в процессе выведения птиц.

В сфере птицеводства активно применяются разнообразные технологии, направленные на автоматизацию процессов в фермерских хозяйствах и поддержание необходимого уровня санитарного контроля. Однако существующие методы выявления птичьих эмбрионов на ранних этапах развития и их разделения по половому признаку требуют усовершенствования. Требуется дальнейшее развитие надёжных технологий и доступного оборудования для оптимизации этих процессов в птицеводстве. В работе [18] стремились оценить потенциальное использование тепловизионных микрокамер для обнаружения эмбрионов в перепелиных яйцах с помощью полученных с них изображений в течение первых 168 часов (7 дней) инкубации. Авторы предлагают методику сбора данных в течение инкубационного периода. Для обнаружения неоплодотвоённых яиц с помощью визуального анализа применены алгоритмы глубокого обучения архитектуры YOLO; результаты показали её способность отличать оплодотворённые яйца от неоплодотворённых в течение инкубационного периода после фильтрации радиометрических изображений. Авторы сравнили обученные модели YOLOv4, YOLOv5 и SSD-MobileNetV2, точность полученных результатов составила 98,62%, 99,5% и 91,8% соответственно. Для подтверждения гипотезы о том, что меньшее количество периодов переворачивания яиц в процессе их инкубации может улучшить визуализацию признаков оплодотворённости, с помощью тепловых камер сравнили три тестовых набора данных для разных интервалов переворачивания яиц: 1,5 ч, 6 ч и 12 ч, в течение всего периода инкубации. Результаты показали, что при большем интервале переворачивания яиц (12 часов) величина точности определения неоплодотворённых яиц самая высокая. Так, у модели YOLOv4 мера F1 для обнаружения замерших эмбрионов за 12-часовой период составила 0,569, за 6-часовой период – 0,404 и за 1,5-часовой период – 0,384. Мера F1 YOLOv5 за 12 ч, 6 ч и 1,5 ч составила 1, 0,545 и 0,386 соответственно, мера F1 SSD-MobileNetV2 за 12 ч, 6 ч и 1,5 ч составила 0,60, 0,22 и 0 соответственно.

Неоплодотворённые утиные яйца и рано погибшие эмбрионы могут нанести значительный вред нормально развивающимся яйцам, если их своевременно не обнаружить и не удалить. Традиционная технология подсветки, используемая в настоящее время для этой цели, неэффективна, требует много времени и трудоёмка, что делает её непригодной для современных ферм и инкубаториев. Чтобы решить эту проблему, в исследовании [19] основное внимание уделяется утиным яйцам, инкубируемым в течение 10 дней. В данной статье представлено недавно разработанное устройство для получения изображений утиных яиц, в состав которого входит всасывающий подъёмник для утиных яиц со встроенным источником света. Устройство разработано с учётом процесса инкубации и может быть быстро внедрено в реальное производство. Кроме того, в исследовании описан усовершенствованный алгоритм идентификации неоплодотворённых

утиных яиц и яиц с рано погибшими эмбрионами на основе сети YOLOv7. Алгоритм включает в себя использование MobileOne в качестве замены магистральной сети YOLOv7 и упрощённые операции, применяемые к головке YOLO. Результаты тестирования показывают, что MobileOne-YOLO обеспечивает точность обнаружения 98,10%, воспроизведения – 98,55%, отображения – 97,79%, mAP50 – точность 98,55% и 142,8 кадра в секунду на изображениях тестового набора. Для сравнения, оригинальный YOLOV7 также обеспечивает точность обнаружения 98,10%, отзыв 97,10%, отображение 97,86%, mAP50 – точность 100,00% и 101,2 кадра в секунду. Сеть MobileOne-YOLO обеспечивает тот же уровень точности обнаружения, что и сеть YOLOV7, и при этом значительно повышает скорость обнаружения. Технический метод, предложенный в этом исследовании, отвечает современным требованиям производства с точки зрения точности и скорости обнаружения. Кроме того, метод получения изображений, принятый в данном исследовании, основан на инкубационном процессе, что делает его легко применимым в производственной практике. Это исследование закладывает новую основу для последующей разработки интеллектуального оборудования для обнаружения неоплодотворённых утиных яиц и рано умерших эмбрионов.

Прогнозирование плодовитости куриных яиц – важный процесс в инкубаторной отрасли. В настоящее время птицеводческий сектор Филиппин использует традиционную ручную процедуру оплодотворения, которая является субъективной и трудоёмкой. По этим причинам в работе [20] была предпринята попытка усовершенствовать процедуру оплодотворения, сократить потери и создать стандартную платформу для определения фертильности куриных яиц. Основной целью этого проекта является создание прогностической модели для раннего выявления фертильности куриных яиц. В ходе эксперимента была создана система визуализации, позволяющая получить изображение куриного яйца на протяжении 5 дней инкубации без повреждения скорлупы. В общей сложности на компьютер было передано 150 изображений, которые в дальнейшем были предварительно обработаны и подвергнуты процессу цветовой сегментации, для получения параметров цветового пространства. Сто из ста пятидесяти изображений были введены непосредственно в алгоритм классификации в качестве обучающего набора, оставшиеся 50 были использованы в качестве тестового набора. Для обучения набора данных был использован инструментарий нейронной сети MatlabR2018a, в частности, программа распознавания образов. Результаты, подтверждающие точность системы, были представлены в матрицах ошибок: точность обучения составила 98,6%, точность проверки – 93,3%, а точность тестирования – 93,3%. Общая точность прогностической модели составила 97%. Результаты сравнения также показали, что прогностическая модель имеет меньший коэффициент ошибок по сравнению с прогнозом, полученным с помощью ручного анализа.

Выводы. В настоящей статье коллективом авторов проведён сбор данных, анализ накопленного материала и интерпретация результатов в научных публикациях, по методам искусственного интеллекта в определении фертильности и бесплодия яиц во время инкубации. Авторами приводится информация о значимости результатов исследования, представленных в обзоре, оценка сильных и слабых стороны отдельных работ в области современных методов мониторинга процесса инкубации яиц сельскохозяйственных птиц.

Из литературного обзора сделан вывод о растущей частоте применения нейронных сетей в работе СКЗ для мониторинга процесса инкубации сельскохозяйственных птиц. Кроме того, обзор показал, что многие авторы комбинируют цифровые камеры с другими датчиками для анализа состояния зародышей. Данные выводы могут послужить ориентиром для авторов новых научных работ на тему разработки новых технологий инкубации яиц в выборе методов решения поставленных задач.

Список источников

1. Çevik K. K., Koçer H. E., Boğa M. Deep Learning Based Egg Fertility Detection // Veterinary Sciences. 2022. Vol. 9 (10). P. 574. https://doi.org/10.3390/vetsci9100574.

2. Rancapan J. G. C., Arboleda E. R., Dioses J. L. [et al.] Egg Fertility Detection Using Image Processing and Fuzzy Logic // International Journal of Scientific & Technology Research. 2019. Vol. 8, Is. 10. P. 3228–3230. ISSN 2277-8616.

3. Jung S. K. "Paul", Hsieh S.-J. "Tony", Chen C.-H. [et al.] Experimental model for determining developmental stage of chicken embryo using infrared images and artificial neural networks // Thermosense: Thermal Infrared Applications XXXV. 2013. Vol. 8705. DOI 10.1117/12.2015647.

4. Zhu Zh., Liu T., Xie D. [et al.] Nondestructive detection of infertile hatching eggs based on spectral and imaging information // International Journal of Agricultural and Biological Engineering. 2015. Vol. 8, № 4. 69–76.

5. Woodman C. J., Ridlon A., Evelyn C. J. [et al.] Integrating machine learning and infrared smart cameras into critically endangered bird production // 14th Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON). New York, NY, USA : IEEE, 2023. DOI 10.1109/UEMCON59035.2023.10316121.

6. Geng L., Liu H., Xiao Zh. [et al.] Hatching egg classification based on CNN with channel weighting and joint supervision // Multimedia Tools and Applications. 2020. Vol. 79. P. 14389–14404. DOI 10.1007/s11042-018-6784-9.

7. Geng L., Hu Yu., Xiao Zh. [et al.] Fertility Detection of Hatching Eggs Based on a Convolutional Neural Network // Applied Sciences. 2019. Vol. 9, №. 7. P. 1408. DOI 10.3390/app9071408.

8. Xu Q. L., Cui F. Y. Non-destructive detection on the fertility of injected SPF eggs in vaccine manufacture // In Proceedings of the IEEE Conference on Chinese Control and Decision Conference (CCDC). Changsha, China, 2014. P. 1574–1579.

9. Xu Y., Xu A., Xie T., Cul J. Automatic sorting system of egg embryo in biological vaccines production based on multi-information fusion // Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery. 2015. Vol. 46 (2). P. 20–26. DOI 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.02.004.

10. Schellpfeffer M. A., Kolesari, G. L. Microbubble contrast imaging of the cardiovascular system of the chick embryo // Ultrasound in Medicine & Biology. 2012. Vol. 38 (3). P. 504–510. DOI 10.1016/j.ultrasmedbio.2011.12.002.

11. Ghaderi M., Banakar A., Masoudi A. A. Using dielectric properties and intelligent methods in separating of hatching eggs during incubation // Measurement. 2018. Vol. 114 (10). P. 191–194. DOI 10.1016/j.measurement.2017.09.038.

12. Liu L., Ngadi M. O. Detecting Fertility and Early Embryo Development of Chicken Eggs Using Near-Infrared Hyperspectral Imaging // Food and Bioprocess Technology. 2013. Vol. 6. P. 2503–2513. DOI 10.1007/s11947-012-0933-3.

13. Hashemzadeh M., Farajzadeh N. A Machine Vision System for Detecting Fertile Eggs in the Incubation Industry // International Journal of Computational Intelligence Systems. 2016. Vol. 9, №. 5. P. 850–862. DOI 10.1080/18756891.2016.1237185.

14. Patel V. C., McClendon R. W., Goodrum J. W. Color Computer Vision and Artificial Neural Networks for the Detection of Defects in Poultry Eggs // Artificial Intelligence Review. 1998. Vol. 12. P. 163–176.

15. Lawrence K. C., Yoon S. C., Heitschmidt [et al.] Imaging system with modified-pressure chamber for crack detection in shell eggs // Sensing and Instrumentation for Food Quality and Safety. 2008. Vol. 2. P. 116–122.

16. Li Y., Dhakal S., Peng Y. A machine vision system for identification of micro-crack in egg shell // Journal of Food Engineering. 2012. Vol. 109 (1). P. 127–134. DOI 10.1016/j.jfoodeng.2011.09.024.

17. Yu H., Wang G., Zhao Zh. [et al.] Chicken embryo fertility detection based on PPG and convolutional neural network // Infrared Physics & Technology. 2019. Vol. 103. P. 103075. DOI 10.1016/j.infrared.2019.103075.

18. Nakaguchi V. M., Ahamed T. Development of an Early Embryo Detection Methodology for Quail Eggs Using a Thermal Micro Camera and the YOLO Deep Learning Algorithm // Sensors. 2022. Vol. 22, №. 15. P. 5820. DOI 10.3390/s22155820.

19. Li Q., Shao Z., Zhou W. [et al.] MobileOne-YOLO: Improving the YOLOv7 network for the detection of unfertilized duck eggs and early duck embryo development-a novel approach // Computers and Electronics in Agriculture. 2023. Vol. 214. P. 108316. DOI 10.1016/j.compag.2023.108316.

20. Fadchar N. A., Cruz J. C. D. Prediction Model for Chicken Egg Fertility Using Artificial Neural Network // 7th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA). IEEE, 2020. P. 916–920. DOI 10.1109/ICIEA49774.2020.9101966.

Информация об авторах

Евгений Николаевич Неверов – доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой техносферной безопасности, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Кемеровский государственный университет», spin-код: 7351-6740.

Гузяль Самигуллаевна Ширманова – старший преподаватель кафедры экономических наук и информационных технологий, Беловский институт (филиал), Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Кемеровский государственный университет»; аспирант Института инженерных технологий КемГУ, spin-код: 9155-5314.

Елена Владимировна Николаева – кандидат физико-математических наук, руководитель ДНК им. П. А. Чихачева, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Кемеровский государственный университет», spin-код: 7763-0140.

Александр Александрович Владимиров – кандидат технических наук, проектный менеджер ДНК им. П. А. Чихачева, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Кемеровский государственный университет», spin-код: 3229-1723.

Information about the authors

Evgeniy N. Neverov – Doctor of Technical Sciences, Full Professor, Head of the Department of Technosphere Safety, Federal State Budgetary Education of Higher Education "Kemerovo State University", spin-code: 7351-6740.

Guzyal S. Shirmanova – senior lecturer of the Department of Economic Sciences and Information Technology, Belovo Institute (branch), Federal State Budgetary Education of Higher Education "Kemerovo State University"; postgraduate student of IIT KemSU, spin-code: 9155-5314.

Elena V. Nikolaeva – Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Head of P. A. Chikhachev HSC, Federal State Budgetary Education of Higher Education "Kemerovo State University", spin-code: 7763-0140.

Aleksandr A. Vladimirov – Candidate of Technical Sciences, project manager of P. A. Chikhachev HSC, Federal State Budgetary Education of Higher Education "Kemerovo State University", spin-code: 3229-1723.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.
Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.