

Нейросетевая модель мониторинга сельскохозяйственных животных применительно к пастбищному животноводству

Е.Ю. Вашукевич, Я.М. Иваньо

*Иркутский государственный аграрный университет имени А.А. Ежевского,
п. Молодежный, Иркутский район, Иркутская область, Россия*

Аннотация: В статье рассматривается использование технологий компьютерного зрения для автоматизации процесса наблюдения за животными на открытых пространствах, с целью их подсчета и идентификации видов. Описываются методы детектирования и распознавания животных с помощью сверхточных нейронных сетей и способы решения проблем многократного подсчета животных на изображениях. Предлагаются два метода: анализ последовательностей видеоданных и индивидуальное распознавание животных. Рассматриваются плюсы и минусы каждого метода, а также возможность их комбинирования для повышения точности системы. Описан процесс обучения нейронной сети на основе датасета. Получены результаты тестирования, показывающие успешность предложенной системы. Подчеркивается перспективность рассмотренных технологий для мониторинга популяций животных и дальнейшего развития подобных систем в сельском хозяйстве.

Ключевые слова: алгоритм, компьютерное зрение, мониторинг, пастбищное животноводство.

Введение

Животноводство делится на два типа: интенсивное и экстенсивное. Интенсивное животноводство характеризуется высоким уровнем механизации и автоматизации процессов, использованием улучшенных кормов и технологий для увеличения производства животных на ограниченных территориях, таких как фермерские комплексы. В отличие от этого, экстенсивное животноводство основывается на выгулах скота на больших открытых пространствах с минимальными затратами труда и низким процентом использования новых технологий. Этот метод применим для районов с обширными сельскохозяйственными угодьями [1]. Однако, при экстенсивном животноводстве, необходимо решение проблемы мониторинга животных на больших территориях для минимизации потери скота, что, в свою очередь, требует решения задачи идентификации видов, контроля перемещения животных и оценки их состояния. Поэтому современные технологии, в частности, компьютерное зрение [2], могут улучшить процессы

подсчёта и идентификации сельскохозяйственных животных, а также анализа их состояния. Одной из систем мониторинга животных является система спутникового отслеживания «Пастух»[3]. Она использует GPS-трекеры в виде ошейников, позволяя осуществлять мониторинг за всеми животными на большой территории. При этом с помощью дополнительных датчиков можно следить за состоянием скота и выявлять их болезни на ранних стадиях. Однако следует понимать, что при большом количестве животных возникают такие проблемы, как высокие трудозатраты на закрепление и замену ошейников, риски вывода из строя оборудования. Не для всех животноводов приемлема стоимость использования анализируемой системы.

Частично отмеченные недостатки системы «Пастух» могут быть решены, например, с помощью системы видеонаблюдения, установленной на беспилотном летательном аппарате [4].

Исследования в области компьютерного зрения уже активно применяются для решения задач, связанных с мониторингом животных [5]. Например, описываются методы использования видеорегистраторов для экологического мониторинга диких животных, а также технологии наблюдений за животными с помощью дронов [6 - 9]. Кроме того, компьютерное зрение применяется для бесконтактного взвешивания животных [10] и детектирования состояния их здоровья [11 - 14]. Технологии видеонаблюдения и обработки изображений позволяют оперативно получать точные данные, минимизировать вмешательство человека и увеличивать эффективность мониторинга. На подготовленных видеоданных осуществляется разметка с извлечением характеристик: частота дыхания, вес, скорость, состояние тела и др. После этого обученная модель решает задачу трекинга и анализа состояния животных.

Целью работы является описание разработанной системы мониторинга сельскохозяйственных животных для идентификации видов и подсчета особей на больших территориях пастбищ.

Система, основанная на видеоданных, получаемых с дронов, может эффективно детектировать животных на изображениях и анализировать их состояние. Важно, что такая система способствует улучшению управления процессом мониторинга сельскохозяйственных животных и минимизации их потерь.

При решении задачи разработки системы мониторинга сельскохозяйственных животных предлагается использовать следующие методы: анализ последовательностей изображений для предотвращения повторного подсчёта на смежных изображениях и распознавание индивидуумов для точной идентификации животных. Это обеспечит не только необходимую точность подсчёта, но и возможность анализировать состояние и развитие каждого животного. Научная новизна работы заключается в разработке алгоритма для создания системы мониторинга сельскохозяйственных животных на больших пространствах с использованием методов анализа последовательностей изображений, исключающих дублирование информации при оценке численности животных, и распознавания особей разных видов для их адекватной идентификации.

Система мониторинга может быть улучшена благодаря использованию, например, технологий GPS для более точного анализа маршрутов дронов и оценки распространения животных на территории. Можно расширить функциональность системы для анализа дополнительных характеристик животных: рост, вес, состояние здоровья и поведения животного.

Материалы и методы

Выполнение задачи подсчета животных требует их обнаружения с помощью камеры. Для решения поставленной задачи использована нейросеть YOLO, алгоритм работы которой показан на рисунке 1

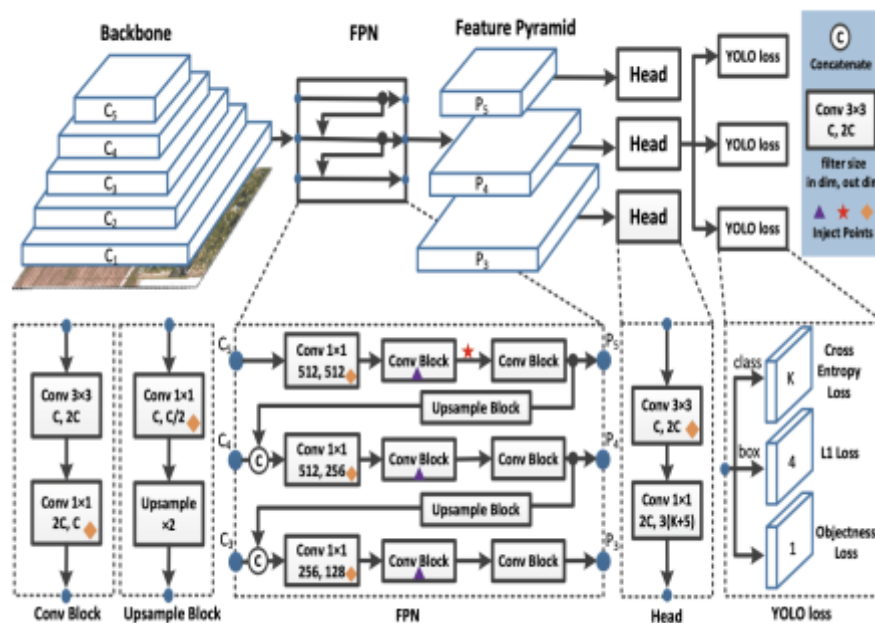


Рис. 1. – Архитектура YOLO

Нейросеть YOLO в классическом варианте выполняет задачу классификации и детектирования в параллельных слоях, получая на выходе границы искомым объектов в координатах изображения и его класс. Данная сеть благодаря своей архитектуре обладает высокой точностью и скоростью работы. Для обучения данной сети необходимо разметить фотографии животных с помощью сервиса Roboflow.

Детектирование позволяет найти животное на изображении, но оно не рассчитано на поиск отличий между объектами, а классификация не направлена на поиск индивидуумов в границах одного класса. Поэтому обычный подсчет всех найденных на фото животных не информативен, так как одно животное может быть обнаружено несколько раз. Для исправления

этой проблемы можно предложить два решения — анализ последовательностей изображений или распознавание животных.

Анализ последовательностей изображений способствует избеганию повторного подсчета на смежных изображениях, а при долгой памяти в рекуррентной нейронной сети можно проанализировать маршрут камеры и не учитывать животных при прохождении близких точек маршрута.

Что касается, распознавания животных, то этот метод опирается на поиск индивидуумов среди всех найденных животных. Формально, эта задача схожа с распознаванием человеческих лиц, а, следовательно, можно использовать аналогичные архитектуры нейронных сетей, в частности, сверточные нейронные сети.

В общем, первый подход избегает повторного счёта благодаря анализу маршрута камеры, а второй — за счет отдельного распознавания животных. Более точное сравнение двух методов приведено в таблице 1.

Таблица №1

Сравнение алгоритмов подсчёта сельскохозяйственных животных

Метод	Преимущества	Недостатки
Анализ последовательностей изображений	Проще в обучении. Повышенная точность на малом временном промежутке.	Отсутствие привязки к животным
Распознавание животных	Нет привязки к маршруту. Высокий потенциал для развития при анализе характеристик	Требовательность к высокому качеству видеоданных и видеосъемки

В общем и целом, можно построить алгоритм работы системы подсчета сельскохозяйственных животных, который показан на рис. 2.

Пунктиром обозначен метод анализа последовательностей изображений, а сплошной линией – метод распознавания. Стоит отметить, что помимо основной задачи – подсчёта животных, каждый путь имеет дополнительные пути развития.



Рис. 2. – Алгоритм работы системы подсчета сельскохозяйственных животных

Так, распознавание помимо идентификации отдельных индивидуумов может быть направлено и на анализ состояния животного – определение болезней, вариация окраса, изменение в росте и весе. Анализ же последовательности изображений позволяет построить карту распространения животных в пространстве. Для повышения точности работы системы помимо видеоданных на обучение рекуррентной нейронной сети можно также подавать координаты камеры в момент получения изображения. Поэтому для повышения определяемых характеристик применимы оба метода. Однако это сильно увеличивает как трудозатраты на

обучение сразу двух нейросетей, так и вычислительную мощность для нормальной работы.

Основные результаты

Приведем алгоритм системы подсчёта и идентификации животных на открытых пространствах. Первым этапом по разработке системы является обучение нейронной сети на детектирование и классификацию животных. Для обучения на первом этапе был использован датасет «Cattle» с сервиса Roboflow. В нем, по большей части, представлен крупный рогатый скот, однако, присутствуют дополнительно 12 классов животных и человека. Всего там представлены 1642 изображения. Эти данные можно дополнительно аугментировать стандартными методами: размытие, поворот на малый градус, отзеркаливание, добавление шума [15]. Подобная модификация позволяет увеличить данные для обучения и добиться лучшего результата. Сервис Roboflow предоставляет такую возможность

Для обучения применялась нейросеть YOLO-V8, так как она является наиболее распространённой, быстрой и точной для задачи детектирования. При реализации использован язык программирования Python с применением библиотеки ULTRALYTICS. Рассмотрены 2 выборки — обучающая и валидационная. Обучающая выборка используется для непосредственного обучения модели, а валидационная - для проверки на работоспособность и переобучение. На первом этапе проведено обучение за 200 эпох. На рисунке 3 показаны метрики за весь период обучения. На оси абсцисс отмечено количество эпох, на оси ординат – численное значение метрик.

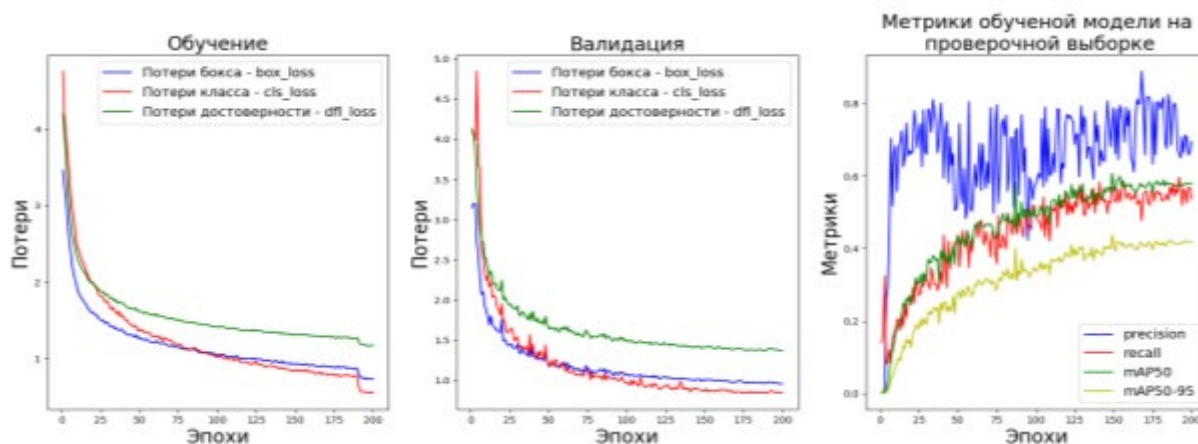


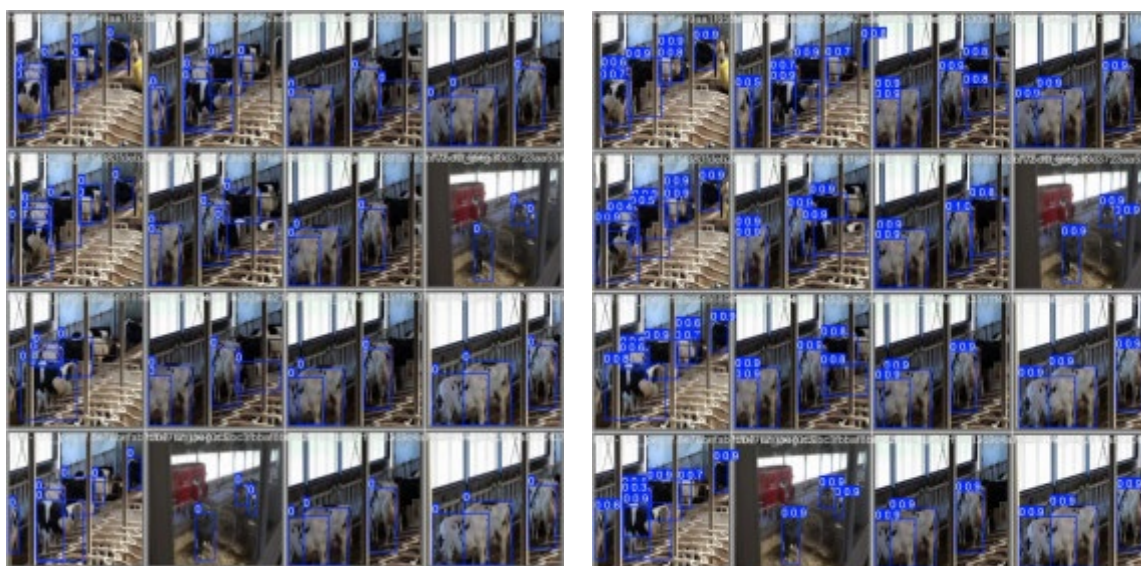
Рис. 3. – Графики обучения YOLO-V8

На данном графике представлены следующие метрики и функции потерь:

1. box loss фокусируется на предсказании точных координат ограничивающей коробки для объектов;
2. cls loss отвечает за предсказание класса обнаруженного объекта;
3. dfl loss предсказывает оценку достоверности для каждой ограничивающей коробки;
4. precision оценивает вероятность верного определения класса;
5. recall определяет вероятность нахождения класса на изображении;
6. mAP50 характеризует среднюю точность модели при пороге IoU ≥ 0.5 , корректность детекции;
7. mAP50-95 описывает среднюю точность модели по порогам IoU от 0.5 до 0.95 с шагом 0.05, отражая общую строгую оценку качества;
8. IoU - метрика оценки степени пересечения предсказанного и реального bounding box как отношение площади их пересечения к площади их объединения.

Метрики, показанные на 3 графике, приведены для валидационной выборки, так как их показатели для обучающей являются не репрезентативными ввиду возможности переобучения.

Исходя из полученных результатов, можно сделать вывод, что система ещё уже выходит на плато, однако имеет возможность для улучшения. Кроме того, не было получено переобучение, так как метрики на проверочной выборке также неуклонно снижались. Однако показатели точности и полноты уже довольно неплохие: 76% и 52%, соответственно, но проверка по эпохам показывает некоторую стагнацию по точности. Это можно исправить расширением данных для обучения. В дополнение к этому определены не только метрики, но и фактические результаты идентификации животных,



показанные на рисунке 4 (*а* - ручная разметка, *б* – разметка нейронной сети).

а

б

Рис. 4. – Работа нейронной сети по идентификации животных

Согласно приведенным материалам, работа нейронной сети по идентификации животных лучше по отношению к результатам обучения. Это связано с тем, что обученная нейросеть выделяет животных в более мелкий бокс, что влияет на метрики, а уверенность определения держится около 70-

90%. Вместе с тем нейронная сеть по идентификации животных имеет недостатки – некорректное определение мало представленных в датасете групп животных, а также пропуск животных на дальнем плане и в толпе.

Заключение

Представленная в статье система мониторинга сельскохозяйственных животных на открытых пространствах, использующая алгоритмы компьютерного зрения, продемонстрировала свою эффективность в решении задач определения и подсчёта на статичных кадрах. Система на основе видеоданных, получаемых с дронов, обеспечивает возможность анализа популяций животных на фотографиях, что имеет перспективу для применения в пастбищном животноводстве.

Результаты обучения нейронной сети на реальных данных показали стабильный рост точности работы системы, что открывает возможности для дальнейшего ее улучшения. Можно предположить, что разработанная система является не только рабочей моделью, но и основой для развития более сложных и адаптивных систем мониторинга, которые могут быть использованы в различных областях сельского хозяйства и экологии.

Дальнейшие перспективы работы включают несколько направлений. Во-первых, усовершенствование алгоритмов распознавания животных с учётом дополнительных факторов, таких как поведение и здоровье, что позволит расширить функционал системы. Во-вторых, расширение функционала системы для анализа роста, веса, а также диагностики заболеваний создаст более универсальный инструмент для мониторинга животных. В-третьих, система может быть масштабирована и адаптирована для работы на разных территориях и для различных видов животных, что значительно повысит её применимость в различных климатических и географических условиях.

В целом, разработанная система имеет высокий потенциал для использования в широком спектре сельскохозяйственных и экологических задач, включая управление стадом, мониторинг здоровья животных и экологический мониторинг популяций диких животных. При использовании системы мониторинга необходима большая подготовительная работа: сбор и подготовка данных для обучения системы, формирование архитектуры нейросети, тестирование в лабораторных и полевых условиях.

Благодарности. Работа выполнена при поддержке гранта Российского научного фонда (СОГЛАШЕНИЕ № 24-21-00502).

Литература

1. Гурова О.Н. Традиционное животноводство Монголии // Вестник КрасГАУ. – 2011. – № 11. – С. 158-162.
2. Горячкин Б.С., Китов М.А. Компьютерное зрение // E-Scio. – 2020 – №9 (48). URL: cyberleninka.ru/article/n/kompyuternoe-zrenie-1
3. ГЛОНАСС/GPS трекер-ошейник для мониторинга рогатого скота [«Электронный ресурс»] — URL: pastuh.online/#rec329097912.
4. Белякова А.Ю., Беляков Ю.Д., Замятин П.С. Решение задачи распознавания объектов и инцидентов на фотоматериалах, полученных с беспилотных летательных аппаратов с использованием методов глубокого обучения // Инженерный вестник Дона. – 2021. – № 5. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2021/6985
5. Мамадиеров, Ш.Т., Калинин Н.В. О технологии компьютерного зрения в животноводстве // Научные исследования и разработки к внедрению в АПК : Материалы всероссийской студенческой научно-практической конференции, Иркутск, 17–18 марта 2022 года. – Молодежный: Иркутский государственный аграрный университет им. А.А. Ежевского – 2022. – С. 214-219.

6. Асалханов, П.Г., Беляков В.О., Калинин Н.В., Петрова С.А. Компьютерное зрение в оценке параметров сельскохозяйственных и диких животных // Электронный научно-практический журнал «Актуальные вопросы аграрной науки» – 2023 – №3 – С. 34-45.

7. Вашукевич, Е.В., Вашукевич Ю.Е, Иваньо Я.М. Концептуальная модель информационной системы мониторинга охотничьих промысловых животных // Климат, экология, сельское хозяйство Евразии: матер. междунар. научно-практ. конф., Иркутск, 09-10 июня 2016 года. – Иркутск: Иркутский ГАУ, 2016. – С. 49-56.

8. Вашукевич, Е.В., Вашукевич Ю.Е, Иваньо Я.М. Моделирование суточной и сезонной активности южносибирского бурого медведя (*Ursus arctos baicalensis*) // Социально-экономические проблемы развития экономики АПК в России и за рубежом: Матер. междунар. научно-практ. конф., посвящ. 50-летию со дня образования экономического факультета, Иркутск, 26 ноября 2015 года. – Иркутск: Иркутский ГАУ, 2015. – С. 331-337.

9. Павлов, В.А., Полицинский А.С., Сунцова Д.И., Бахолдин П.П. Применение машинного обучения для распознавания диких животных с помощью компьютерного зрения // XI Конгресс молодых учёных: Сборник научных трудов, Санкт-Петербург, 04–08 апреля 2022 года. – Санкт-Петербург: федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский университет ИТМО», 2022. – С. 343-345.

10. Асалханов, П.Г. Беляков В.О., Петрова С.А. Определение веса свиней на основе анализа // Климат, экология и сельское хозяйство Евразии : Материалы XII международной научно-практической конференции, п. Молодежный, 27–28 апреля 2023 года. Том II. – п. Молодежный: Иркутский государственный аграрный университет имени А.А. Ежевского, 2023. – С. 158-164.

11. Цагареишвили, М.Р., Цагареишвили Л.С., Калюжный И.И. Перспективы использования цифровых технологий в ветеринарной практике сельскохозяйственных животных // Теория и практика инновационных технологий в АПК: материалы национальной научно-практической конференции, Воронеж, 01 марта – 28 2023 года. – Воронеж: Воронежский государственный аграрный университет им. Императора Петра I, 2023. – С. 164-169.

12. Башилов, А.М., Легеза В.Н., Соловьева О.И. Решение проблемы контроля состояния здоровья животных и управление стадом в режиме реального времени с использованием технических средств компьютерного зрения // Проблемы и перспективы развития аграрной экономики: Материалы и доклады, Княгинино-Волгоград, 02–08 июня 2014 года. – Княгинино-Волгоград: Нижегородский государственный инженерно-экономический институт, 2015. – С. 180-184.

13. Шалугин, Е.Д., Нигматулин М.В., Ершов А.С. Разработка программного комплекса для автоматического анализа поведения коров на основе видеоданных // Молодежная наука - развитию агропромышленного комплекса: Материалы Всероссийской (национальной) научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, Курск, 03–04 декабря 2020 года. Том Часть 2. – Курск: Курская государственная сельскохозяйственная академия имени И.И. Иванова, 2020. – С. 237-245.

14. Guoming Li, Yanbo Huang, Zhiqian Chen, Guoming Li, Yanbo Huang, Zhiqian Chen, Chesser Gary D. Jr, Purswell Joseph L, Linhoss John, Yang Zhao, Yang Zhao Practices and Applications of Convolutional Neural Network-Based Computer Vision Systems in Animal Farming: A Review // Sensors 21 – 2021 – № 4 – p. 1492. URL: doi.org/10.3390/s21041492

15. Вильданов, А. Н. Генерация датасетов для учебных задач компьютерного зрения // Инженерный вестник Дона. – 2023. – № 4. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2023/8320

References

1. Gurova O.N. Vestnik KrasGAU. 2011. № 11. pp. 158-162.
2. Goryachkin B.S., Kitov M.A. E-Scio. 2020 №9 (48). URL: cyberleninka.ru/article/n/kompyuternoe-zrenie-1
3. [Internet resource]. URL: pastuh.online/#rec329097912.
4. Belyakova A.Yu., Belyakov Yu.D., Zamyatin P.S. Inzhenernyj vestnik Dona. 2021. № 5 URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n5y2021/6985
5. Mamadierov, Sh.T., Kalinin N.V. Nauchnye issledovaniya i razrabotki k vnedreniyu v APK: Materialy vs Rossiyskoy studencheskoy nauchno-prakticheskoy konferentsii, Irkutsk, 17–18 marta 2022 goda. Molodezhnyy: Irkutskiy gosudarstvennyy agrarnyy universitet im. A.A. Ezhevskogo 2022. pp. 214-219.
6. Asalkhanov, P.G., Belyakov V.O., Kalinin N.V., Petrova S.A. Elektronnyy nauchno-prakticheskiy zhurnal «Aktual'nye voprosy agrarnoy nauki» 2023 №3 pp. 34-45.
7. Vashukevich, E.V., Vashukevich Yu.E, Ivan'o Ya.M. Klimat, ekologiya, sel'skoe khozyaystvo Evrazii: mater. mezhdunar. nauchno-prakt. konf., Irkutsk, 09-10 iyunya 2016 goda. Irkutsk: Irkutskiy GAU, 2016. pp. 49-56.
8. Vashukevich, E.V., Vashukevich Yu.E, Ivan'o Ya.M. Sotsial'no-ekonomicheskie problemy razvitiya ekonomiki APK v Rossii i za rubezhom: Mater. mezhdunar. nauchno-prakt. konf., posvyashch. 50-letiyu so dnya obrazovaniya ekonomicheskogo fakul'teta, Irkutsk, 26 noyabrya 2015 goda. Irkutsk: Irkutskiy GAU, 2015. pp. 331-337.
9. Pavlov, V.A., Politsinskiy A.S., Suntsova D.I., Bakholdin P.P. XI Kongress molodykh uchenykh: Sbornik nauchnykh trudov, Sankt-Peterburg, 04-08 aprelya

2022 goda. Sankt-Peterburg: federal'noe gosudarstvennoe avtonomnoe obrazovatel'noe uchrezhdenie vysshego obrazovaniya «Natsional'nyy issledovatel'skiy universitet ITMO», 2022. pp. 343-345.

10. Asalkhanov, P.G. Belyakov V.O., Petrova S.A. Klimat, ekologiya i sel'skoe khozyaystvo Evrazii: Materialy XII mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii, p. Molodezhnyy, 27–28 aprelya 2023 goda. Tom II. p. Molodezhnyy: Irkutskiy gosudarstvennyy agrarnyy universitet imeni A.A. Ezhevskogo, 2023. pp. 158-164.

11. Tsagareishvili, M.R., Tsagareishvili L.S., Kalyuzhnyy I.I. Teoriya i praktika innovatsionnykh tekhnologiy v APK: materialy natsional'noy nauchno-prakticheskoy konferentsii, Voronezh, 01 marta 28 2023 goda. Voronezh: Voronezhskiy gosudarstvennyy agrarnyy universitet im. Imperatora Petra I, 2023. pp. 164-169.

12. Bashilov, A.M., Legeza V.N., Solov'eva O.I. Problemy i perspektivy razvitiya agrarnoy ekonomiki: Materialy i doklady, Knyaginino-Volgograd, 02–08 iyunya 2014 goda. Knyaginino-Volgograd: Nizhegorodskiy gosudarstvennyy inzhenerno-ekonomicheskyy institut, 2015. pp. 180-184.

13. Shalugin, E.D., Nigmatulin M.V., Ershov A.S. Molodezhnaya nauka - razvitiyu agropromyshlennogo kompleksa: Materialy Vserossiyskoy (natsional'noy) nauchno-prakticheskoy konferentsii studentov, aspirantov i molodykh uchenykh, Kursk, 03–04 dekabrya 2020 goda. Tom Chast' 2. Kursk: Kurskaya gosudarstvennaya sel'skokhozyaystvennaya akademiya imeni I.I. Ivanova, 2020. pp. 237-245.

14. Guoming Li, Yanbo Huang, Zhiqian Chen, Chesser Gary D. Jr, Purswell Joseph L, Linhoss John, Yang Zhao Sensors 21. 2021. № 4 p. 1492. URL: doi.org/10.3390/s21041492

15. Vil'danov, A. N. Inzhenernyj vestnik Dona. 2023. № 4. URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2023/8320



Дата поступления: 9.01.2025

Дата публикации: 25.02.2025