

УДК 631.171

Научный обзор

DOI: 10.32634/0869-8155-2024-381-4-114-122

С.С. Юрочка
А.Р. Хакимов ✉
Д.Ю. Павкин
С.О. Базаев
И.В. Комков

Федеральный научный агроинженерный
центр ВИМ, Москва, Россия

✉ arty.hv@gmail.com

Поступила в редакцию:

19.02.2024

Одобрена после рецензирования:

11.03.2024

Принята к публикации:

27.03.2024

Review

DOI: 10.32634/0869-8155-2024-381-4-114-122

Sergey S. Yurochka
Artyom R. Khakimov ✉
Dmitry Yu. Pavkin
Savr O. Bazaev
Ilya V. Komkov

Federal Scientific Agroengineering Center
VIM, Moscow, Russia

✉ arty.hv@gmail.com

Received by the editorial office:

19.02.2024

Accepted in revised:

11.03.2024

Accepted for publication:

27.03.2024

Обзор исследований и технологий, применимых для цифровизации процесса оценки экстерьера животных в мясном и молочном животноводстве

РЕЗЮМЕ

Для повышения эффективности животноводства ученые разрабатывают информационные и коммуникационные технологии, направленные на цифровизацию процесса оценки экстерьера животных. Этот обзор должен улучшить понимание этапов разработки систем, применимых в цифровизации процесса оценки экстерьера животных и использующих машинное зрение и нейросети глубокого обучения. Поиск был сосредоточен на нескольких вопросах: системы машинного зрения; обучающие наборы данных; системы сбора изображений; модели глубокого обучения; нейросети для обучения; параметры производительности и оценки систем. Машинное зрение является инновационным решением благодаря сочетанию датчиков и нейросетей, реализуя бесконтактный способ оценки условий содержания скота, поскольку камеры могут заменить наблюдения человеком. Используются два подхода к получению трехмерных изображений для задач цифровизации в животноводстве: съемка животных с помощью одной 3D-камеры, закрепленной в одном месте, и съемка с разных точек с использованием нескольких 3D-камер, которые фиксируют изображения животных и отдельные части их тел, таких как вымя. Особенности, извлекаемые из изображений, называемые дорсальными чертами, используются в качестве входных данных для моделей. В изученных публикациях использовались различные модели глубокого обучения, включая CNN, DNN, R-CNN и SSD в зависимости от задачи. Аналогично и нейросети, такие как EfficientNet, ShapeNet, DeepLabCut и RefineDet, были использованы для мониторинга здоровья животных, тогда как GoogleNet, AlexNet, NasNet, CapsNet, LeNet и ERFNet в основном используются для целей идентификации.

Ключевые слова: молочное и мясное животноводство, цифровизация, селекция, бонитировочные работы, нейросети, трехмерные изображения

Для цитирования: Юрочка С.С., Хакимов А.Р., Павкин Д.Ю., Базаев С.О., Комков И.В. Обзор исследований и технологий, применимых для цифровизации процесса оценки экстерьера животных в мясном и молочном животноводстве. *Аграрная наука*. 2024; 381(4): 114–122.

<https://doi.org/10.32634/0869-8155-2024-381-4-114-122>

© Юрочка С.С., Хакимов А.Р., Павкин Д.Ю., Базаев С.О., Комков И.В.

Review of researches and technologies applicable to digitalization of the process of assessing the exterior of meat and dairy animals

ABSTRACT

To increase the efficiency of livestock farming, scientists are developing information and communication technologies aimed at digitalizing the process of assessing the exterior of animals. This review should improve understanding of the development steps of systems applicable to the digitalization of animal conformation assessment using computer vision and deep learning neural networks. The search focused on several topics: computer vision systems; training datasets; image acquisition systems; deep learning models; neural networks for training; performance parameters and system evaluation. Machine vision is an innovative solution by combining sensors and neural networks, providing a non-contact way to assess livestock conditions as cameras can replace human observation. Two approaches are used to obtain three-dimensional images for digitalization tasks in animal husbandry: shooting animals using one 3D camera fixed in one place, and shooting from different points using several 3D cameras that record images of animals and individual parts of their bodies, such like an udder. The features extracted from the images, called dorsal features, are used as input to the models. The reviewed publications used a variety of deep learning models, including CNN, DNN, R-CNN, and SSD, depending on the task. Similarly, neural networks such as EfficientNet, ShapeNet, DeepLabCut and RefineDet have been mainly used for animal health monitoring, while GoogleNet, AlexNet, NasNet, CapsNet, LeNet and ERFNet are mainly used for identification purposes.

Key words: dairy and meat farming, digitalization, selection, valuation work, neural networks, three-dimensional images

For citation: Yurochka S.S., Khakimov A.R., Pavkin D.Yu., Bazaev S.O., Komkov I.V. Review of researches and technologies applicable to digitalization of the process of assessing the exterior of meat and dairy animals. *Agrarian science*. 2024; 381(4): 114–122 (in Russian).

<https://doi.org/10.32634/0869-8155-2024-381-4-114-122>

© Yurochka S.S., Khakimov A.R., Pavkin D.Yu., Bazaev S.O., Komkov I.V.

Введение/Introduction

В Российской Федерации в области АПК существует значительный потенциал развития сельского хозяйства. Раскрытие потенциала возможно произвести, используя инструменты повышения эффективности аграрного производства путем создания и внедрения средств автоматизации, цифровых технологий и искусственного интеллекта [1]. По данным работы Ю.С. Ценч, развитие АПК в настоящее время имеет тренд в направлении использования цифровых и интеллектуальных технологий [2]. В России ведутся научные исследования в тематике создания систем цифровизации молочного и мясного животноводства [3].

На молочных и племенных фермах решения о том, чем кормить, когда осеменять, как и когда лечить животное и так далее, часто зависят от человеческого фактора. Однако постоянно наблюдать за каждым животным на ферме нецелесообразно. Фермеры обычно сосредотачиваются на производственных аспектах содержания животных, но по мере увеличения размеров фермы внимание специалистов для каждого животного уменьшается [4]. Для улучшения процесса содержания животных современное животноводство использует информационные и коммуникационные технологии, направленные на мониторинг и управление в реальном времени [5]. Использование новых технологий позволило снизить инвестиционные затраты и улучшить как производительность, так и здоровье животных [6].

Большинство племенных и молочных ферм используют ручные методы мониторинга состояния здоровья животных, а цифровизация замедлена сложностью создания алгоритмов автоматической бесконтактной оценки состояния здоровья животных. Одной из проблем перевода ручных операций с животными к автоматическим является то, что опытные специалисты хоть и принимают решения с результатами высокого качества, но их наблюдения сложно поддаются количественной оценке [7–9].

Для проведения комплексной оценки экстерьера измерения проводятся вручную специалистом с использованием различных инструментов [10–13]. Эти измерения требуют, чтобы животное оставалось практически неподвижным в загоне или в специальных боксах, что является источником дополнительного стресса. Специалисты должны быть знакомы со структурой скелета, чтобы иметь возможность визуально оценить форму тела коровы и прощупать определенные анатомические области [9, 14]. Процедура оценки хромоты объединяет несколько характеристик походки и осанки, таких как свод спины, асимметрия походки и нагрузка на ноги, в одну общую оценку [15, 16]. Можно сказать, что традиционные ручные методы трудоемки, ограничены в трудозатратах, отнимают много времени и зачастую субъективны [7].

В существующих системах цифровизации животноводства для сбора данных о состоянии животных используются различные сенсорные технологии, которые затем анализируются с помощью передовых алгоритмов. Информационная система управления фермой использует данные, чтобы помочь фермерам принимать правильные решения. Эта информация позволяет определить потребности животного, оказывая индивидуальное внимание для повышения эффективности [17]. Однако для полного и эффективного использования данных с камер и датчиков можно использовать различные алгоритмы искусственного интеллекта и машинного обучения [6].

Один из примеров — глубокое обучение, которое решает сложные проблемы с использованием алгоритмов.

Алгоритмы используют высокоуровневые функции на основе больших массивов данных, что делает глубокое обучение лучше, чем традиционное машинное обучение, позволяя автоматически извлекать функции путем обучения алгоритмов и снижая нагрузку на пользователей [18]. На первом этапе нейросеть с алгоритмом глубокого обучения учится с использованием набора заранее подготовленных данных, а на втором этапе выполняется проверка алгоритма с использованием другого набора данных. Алгоритм и обученные параметры создают модель прогнозирования, которая затем используется для поиска результата и принятия решений.

В секторе мясного и молочного животноводства глубокое обучение уже внедряется для решения различных задач, например для обнаружения мух на теле крупного рогатого скота, определения промеров отдельных частей тела, определения породы, выявления хромоты и мастита с использованием изображений, а также определения массы тела [19–24].

Системы, оценивающие состояние здоровья животных без участия человека, могут сами по себе снижать стресс животных. Например, присутствие людей часто влияет на поведение коровы, поскольку крупный рогатый скот может страдать от стресса и проблем с благополучием из-за беспокойства, а также во время ручных операций сами люди сталкиваются с риском травм [25, 26].

Существуют обзоры, охватывающие некоторые области цифровизации животноводства: приложения машинного обучения для управления молочными фермами, для животноводства с упором на устойчивость — экологические, экономические и социальные аспекты и машинное обучение для управления животноводством [27–29]. Однако не представлены обзоры о полном цикле создания систем цифровизации мясного и молочного животноводства, использующих технологии машинного зрения, методы глубокого обучения и изображения с камер для проведения ветеринарных и бонитировочных работ.

Цель данного обзора — представить исследования и технологии, применимые в цифровизации процесса оценки экстерьера животных и использующие машинное зрение и подходы глубокого обучения в нейросетевых технологиях.

Полученные результаты исследований будут использоваться в дальнейшей разработке методов и математических моделей бесконтактного определения экстерьера животных.

Материалы и методы исследования / Materials and methods

Процесс создания обзора подразделяется на три этапа: планирование задач, проведение обзора и формирование результирующего отчета. На этапе планирования были определены вопросы исследования, соответствующие ключевые слова и базы данных публикаций. Далее были установлены параметры поиска, в том числе определены поисковые запросы по ключевым словам по eLibrary, Google Scholar, Scopus, Web of Science и MDPI.

Исследования, выбранные по ключевым словам, были тщательно изучены с различных аспектов. Сформулированы следующие пять исследовательских вопросов, ответы на которые искали в изучаемых публикациях:

1. Какие проблемы животноводства решаются с помощью цифровизации?

2. Какие технологии используются для создания наборов обучающих данных в животноводстве?

3. Какие модели и сети глубокого обучения используются в животноводстве?

4. Какие модели и сети глубокого обучения лучше всего справились с конкретной проблемой?

5. Какие возникают проблемы, связанные с применением оценки состояния крупного рогатого скота системами цифрового мониторинга здоровья животных?

Если исследование включало ответ хотя бы на один из этих вопросов, оно использовалось в обзоре.

Для обобщения полученных результатов поиска использовалось приложение для работы с электронными таблицами Microsoft Excel (США). Получение результатов поиска из всех выбранных исследований было сосредоточено в ответах на исследовательские вопросы (модели глубокого обучения, нейросети для обучения, наборы данных, системы сбора изображений, параметры производительности и оценки), а также возникающие при эксплуатации проблемы.

Ввиду того что многие исследовательские группы опубликовывали результаты экспериментов в нескольких научных работах, в обзоре зачастую будет использована форма «Исследовательская группа...».

Результаты обзора были сформированы в виде четырех последовательных тематик: описание существующих систем машинного зрения; технологии сбора изображений обучающих наборов данных; выделение признаков и подготовка выборок; модели и нейросети, используемые в цифровизации мясного и молочного животноводства.

Результаты и обсуждение / Results and discussion

Автоматический мониторинг здоровья крупного рогатого скота точно определяет физиологическое состояние, продуктивность и адекватность кормления коров. Проблемы со здоровьем крупного рогатого скота выявляются посредством автоматического мониторинга поведения, активности, строения тела, оценки упитанности, массы тела, частоты дыхания, а также выявления хромоты, мастита и т. д. Решения, связанные с идентификацией животных, включают обнаружение и распознавание морд, классификацию пород, обнаружение и отслеживание нахождения в кадре крупного рогатого скота, в некоторых случаях разрабатываются системы для распознавания КРС по кончику морды и т. д. Все эти системы используют бесконтактные технологии.

Для того чтобы создать систему машинного зрения для бесконтактного мониторинга состояния здоровья животных на ферме, основанную на оценке изображений нейросетью, необходима камера для создания обучающей выборки, содержащей большое количество изображений, подготовленных к обучению нейросети, а также подходящая модель для обучения нейросети.

Машинное зрение в животноводстве

Использование машинного зрения в животноводстве вносит значительный вклад в развитие и модернизацию традиционных методов. Это относится к непрерывному мониторингу состояния здоровья животных в режиме реального времени, обеспечивая фермеров необходимой информацией [30–32]. Информация касается данных, в основном получаемых с датчиков-камер и проанализированных нейросетями. Машинное зрение является инновационным решением в сочетании датчиков и нейросетей, формируя бесконтактный способ минимизации вмешательства человека при содержании скота,

поскольку камеры могут заменить наблюдения человеческими глазами [33, 15, 11]. Машинное зрение включает в себя двух- и трехмерные системы зрения [34].

Двухмерное машинное зрение уже способствовало совершенствованию практики управления скотом в животноводстве. Однако двухмерное машинное зрение унаследовало ограничения на идентификацию анатомических ориентиров крупного рогатого скота. Анатомические ориентиры разбросаны по поверхности тела коровы и определяют морфологические признаки, имеющие решающее значение для определения промеров тела крупного рогатого скота.

Некоторые ориентиры трудно идентифицировать с помощью двухмерного машинного зрения, поскольку они распределяются по телам в трехмерном виде, а изменения перспективы и расстояния могут влиять на захват ориентиров. Как правило, подходы двухмерного машинного зрения требуют сегментации данных отдельного крупного рогатого скота перед идентификацией ориентиров, но сегментации препятствуют различные условия освещения, фон и другие факторы [35].

За последнее десятилетие трехмерное машинное зрение всё больше внедрялось в управление животными в мясном и молочном животноводстве. Например, исследовательская группа Cominotte использовала систему трехмерного машинного зрения для определения массы тела мясного скота [36]. Недорогие трехмерные камеры являются улучшенными альтернативными инструментами для машинного зрения, поскольку обеспечивают особенно ценное третье измерение, «глубину», которая является расстоянием между датчиками и целями и представляется в основном в виде облаков точек.

Исследовательская группа Nasirahmadi рассмотрела методы обработки изображений на основе двух- и трехмерного машинного зрения для автоматического мониторинга характеристик и поведения крупного рогатого скота и свиней в конкретных классифицированных приложениях [37]. Исследовательская группа Wang сравнила приложения машинного зрения для определения массы скота [38]. Результат показывает возможность полной автоматизации определения массы тела животных на основе цифровых изображений при внедрении машинного и глубокого обучения. Исследовательская группа Salau реализовала сложную внешнюю калибровку с помощью дополнительного объекта 3D-калибровки для шестикамерных устройств Microsoft Kinect v1 [39]. Этот основной этап получения необработанных данных фундаментально повлиял на последующие исследования по сбору данных. Они идентифицировали части тела коров, включая голову, круп, спину, ноги и вымя, распознали вымя и заднюю ногу коров и рассчитали морфологические характеристики, выполнили предварительную обработку массива данных для распознавания трехмерных объектов посредством краткого и изобретательного задания пороговых значений и вычитания фона, упрощая извлечение целевых облаков точек [40, 41].

Однако в этих исследованиях выбран только один конкретный вопрос сбора данных и предварительной обработки для исследования. Не было предпринято никаких попыток систематического изложения общих процедур сбора и предварительной обработки массива данных для использования трехмерного машинного зрения.

Сбор обучающих наборов данных

Сбор трехмерных изображений для обучающей выборки в изученных статьях можно производить двумя типами 3D-камер.

Первая группа — это трехмерные ИК-камеры, использующие инфракрасный излучатель для проецирования узора из лазерных точек, деформация которых обнаруживается инфракрасным датчиком и используется для расчета значений глубины на изображении [42]. Microsoft Kinect v1 является самой распространенной камерой данного типа. Поскольку камеры такого типа чувствительны к солнечному свету, в большинстве исследований эксперименты проводились преимущественно в помещении. Однако исследовательские группы Van Hertem и Viazzi разместили свои датчики вне помещения и проводили эксперименты при внешнем искусственном освещении в ночное время [43, 33].

Второй тип камер — это времяпролетные 3D-камеры для расчета глубины. В основном исследователи использовали Microsoft Kinect v2.

Используются два популярных подхода к получению трехмерных изображений для задач цифровизации в животноводстве.

Один подход — съемка спин крупного рогатого скота с помощью одной 3D-камеры, закрепленной в надире (надир — положение непосредственно над платформой на относительно высоком месте). Для этого типа сбора данных 3D-камера обычно прикреплялась к фиксированной платформе, которая обычно представляла собой раму на высоте 1,95–3,45 м над землей. 3D-камера собирает данные с частотой от 15 до 30 кадров в секунду.

Другой подход заключался в съемке с разных точек с использованием нескольких 3D-камер, которые фиксировали животных и отдельные части тела, такие как вымя [12]. Данные с нескольких камер реконструировали облака точек крупного рогатого скота, что было обобщением триангуляции в фотограмметрии, а методы реконструкции различались в зависимости от типов камер. Камеры обычно состояли либо из идентичных 3D-камер, либо из идентичных 2D-камер. Они одновременно захватывали 3D- и 2D-данные, соответственно, с разных точек обзора с калибровкой перед съемкой.

В исследовательской группе Le Cozler в качестве устройств сбора данных использовали пять пар 2D-камер и лазерных проекторов [44]. Лазерные проекторы Morpho 3D в своих исследованиях излучали свет в виде полос, каждый раз генерировали вертикальную плоскость из пересечения света и изображений животных и таким образом объединяли облака точек плоскостей с облаком точек крупного рогатого скота. Кроме того, съемка проводилась с нескольких точек обзора путем перемещения только одной камеры.

В исследовательских группах Pezzuolo и Martins перемещали одну 3D-камеру вокруг стоящего животного для сбора полного облака точек тела коровы [45, 12].

3D-камеры часто запускались в автоматическом режиме по сигналам других устройств или датчиков. Наиболее часто используемым был датчик-считыватель радиочастотной идентификации, который использовался для идентификации каждой коровы путем считывания электронной идентификационной метки коровы. Успешная идентификация животного давала сигнал к остановке предыдущей записи, а также к началу нового цикла записи данных.

Другими простыми триггерами записи были датчик приближения, активируемый при приближении животного, в работе исследовательской группы Shigeta, пассивный инфракрасный детектор движения, который размещался перед камерами в исследовательской группе Spoliansky, или одиночные сигналы с камеры об

открытии проходных ворот в исследовательской группе Fischer [46–48].

Усовершенствованный триггер начала записи был предложен в работе учеными исследовательской группы Okura [49]. Они воспользовались преимуществами датчика глубины и использовали изменение изображения на переднем плане в реальном времени, чтобы обнаружить приближающийся скот и запустить запись 3D-камерой изображений для обучающей выборки.

Для получения несмазанных, высококачественных 3D-изображений животные должны были быть практически неподвижны либо двигаться в заранее известном направлении. Их удерживали на месте разными методами: кормлением, успокоением или приучением двигаться по одному маршруту вперед [50, 44, 51–53].

В исследовательских группах Van Hertem и Viazzi организовали проход скота через спроектированные ими коридоры [43, 33]. В данных исследованиях использовались специальные сортировочные ворота для животных после дойки, за которыми следовал коридор с поворотом на 90°, который обеспечивал необходимую временную задержку между коровами для обеспечения беспрепятственного движения. Ворота были единственным местом на ферме, куда проходили все коровы после дойки в доильном зале, расположенном рядом.

Исследовательская группа Van Hertem построила проходную систему на выходе из карусельного доильного зала, куда каждый раз выпускали одну корову [54].

В подходе к получению 3D-изображений для прямых 3D-измерений можно выделить широкий спектр процедур сбора данных. Во многих исследованиях их измеряли со спин крупного рогатого скота, фиксируя датчик в надире, это напоминало то, к чему пришли в разделе сбора данных. Например, исследовательские группы Kamchen и Nir применили одну 3D-камеру в помещении на высоте 2,5 м и 2,8 м над землей соответственно [13, 55]. Исследовательская группа Huang использовала датчик LiDAR [51, 52].

В одной из статей исследовательская группа Ruchay собрала данные из нескольких изображений в одно, разместив три камеры RGB-D слева, справа и вверху прохода, и синхронизировала процесс получения изображений [11]. Исследовательские группы Pezzuolo и Martins получили изображения для обучающей выборки, перемещая одну камеру вокруг животного [45, 12]. Исследовательские группы Gaudioso и Lomillos собирали изображения животных в их естественной среде обитания на расстоянии от 10 до 15 м с помощью портативного прибора, включающего две синхронизированные 2D-камеры [10, 56].

Выявление признаков в выборке

Системы трехмерного машинного зрения обычно оценивают состояние животного посредством анализа 3D-изображений спин, полученных из надира. Особенности, извлеченные из этих изображений, называемые дорсальными чертами, обычно использовались в качестве входных данных для моделей. В некоторых исследованиях были извлечены непосредственно первичные признаки спины животных, такие как длина спины, и напрямую рассчитаны вторичные признаки, такие как площадь спины и объем выпуклой части тела, для оценки индекса массы тела [47, 12, 14]. В других исследованиях были выявлены косвенные черты спины после определения анатомических ориентиров на спине.

Исследовательская группа Song автоматически идентифицировала позвоночник, крестцовую связку,

крючковатую кость и булавочную кость [34]. Вокруг этих физических ориентиров группа измеряла выступы костей или углубления поверхности тела и определяла их как особенности модели. Исследовательская группа Fischer вручную определила четыре анатомических ориентира: верхнюю часть левой крючковой кости, верхнюю часть правой крючковой кости и две точки у основания крестца, чтобы определить пространство с центром в задней части коровы перед стандартизацией трехмерных поверхностей коров [48]. В одном исследовании из спин крупного рогатого скота была получена косвенная оценка угловатости.

Исследовательская группа Song применила несколько 3D-камер, расположенных сверху, сзади и сбоку, чтобы имитировать людей, оценивающих различные области тела коровы с разных точек зрения, тем самым улучшая классификацию индекса массы тела [48].

Для оценки индекса массы тела использовали два типа моделей. Первый тип — модели линейной регрессии, включающие пошаговую, LASSO и простую линейную регрессию.

Прежде чем обучать пошаговую модель, исследовательская группа Spoliansky нормализовала все функции, извлеченные посредством сбора и предварительной обработки 3D-данных, до значений от 0 до 1, чтобы получить тот же масштаб [47].

Используя пошаговую модель, исследовательская группа Fischer смогла достичь высокой производительности, в которой нейросеть оценивала упитанность с $R^2 = 1$ в обучающем наборе данных, однако точность в тестовом наборе данных была ниже ($r = 0,89$) [48].

Используя LASSO, исследовательская группа Martins пришла к выводу, что модель, использующая латеральные признаки в качестве входных данных, работает лучше, чем использование дорсальных признаков при прогнозировании индекса массы тела [12].

Простая модель линейной регрессии выражала связь между чертой спины, оценкой косвенной угловатости и оценкой индекса массы тела, предложенной исследовательской группой Hansen относительно высоким показателем точности среди всех исследований [8].

Второй подход — модели классификации машинного обучения — применялся в двух исследованиях.

Исследовательская группа Song использовала алгоритм ближайших соседей для обучения модели на 88 выборках, и модель достигла общей чувствительности 0,72 для всех классов индекса массы тела [34]. Исследовательская группа Shigeta представила сверточную нейронную сеть с F-оценкой 0,777 на огромном наборе данных из 8650 образцов во всех исследованиях, но входными данными были двухмерные изображения в оттенках серого размером 460×310 пикселей, которые были преобразованы из облаков точек [46].

При использовании 3D-камер необходимо рассмотреть и возможность использования нескольких датчиков, так как они могут лучше имитировать людей, оценивающих различные участки тела крупного рогатого скота с разных точек зрения, чем одна камера [34]. Поскольку одна камера просматривает меньше участков тела, чем система из нескольких синхронизированных, объединение информации с камер, расположенных в разных точках обзора, обеспечивает более надежные результаты [11]. Перед записью необходима калибровка камер, которая, например, может исключить влияние изменения окружающего освещения на 3D-камерах на основе видимого света [26].

Наиболее часто применявшейся платформой для съемки была фиксированная рама вокруг прохода, которую было легко встроить в существующие сооружения и которая пригодна для различных исследовательских целей, включая оценку индекса массы тела, обнаружение хромоты и даже определение массы тела [14, 57]. Штатив был наиболее адаптивной платформой, поскольку исследователи могли его легко перемещать и размещать рядом со скотом, а также подносить ближе для измерений тела. Тем не менее использование штатива в будущих исследованиях не рекомендуется, поскольку он требует серьезного вмешательства в жизнь животных и повышает риск повреждения прикрепленных камер, в случае когда скот может касаться штатива.

Исследовательская группа Ruchay разместила два штатива — справа и слева перед проходом для животных, ведущим в зал с системой кормления [11]. Штативы находились в зале на расстоянии примерно 2,0 м от скота, когда он выходил из прохода, поэтому между штативами и животным не существовало препятствий, если они приближались к штативам.

Модели и нейросети

В изученных публикациях использовались различные модели глубокого обучения, включая CNN, DNN, R-CNN и SSD.

В системах мониторинга здоровья в основном использовались RGB-изображения и видео для формирования экспериментального набора данных для обучения и тестирования.

В большинстве экспериментов по идентификации крупного рогатого скота для создания набора данных использовались и цветные изображения RGB. Для обучения моделей использовались различные нейросети, однако ResNet является широко используемой для мониторинга и идентификации здоровья крупного рогатого скота. Среди различных моделей глубокого обучения, применимых для задач идентификации крупного рогатого скота и мониторинга здоровья, распространена модель CNN. Она состоит из трех типов слоев: сверточных, пулингвых и полносвязных. Сверточные состоят из фильтров и карт объектов.

Фильтры — это нейроны слоя, они имеют взвешенные входные данные и создают выходное значение. Карты объектов считаются выходными данными фильтра (одна карта объектов = один фильтр) [58]. Слои объединения используются для уменьшения выборки карты объектов предыдущего слоя, обобщения представлений объектов и уменьшения переобучения. Для прогнозов в основном используются полносвязные уровни в конце сети.

Ряд исследований используют одну модель, она называется как лучшая модель для своих конкретных целей. В немногих исследованиях сравнивались две или более модели глубокого обучения для конкретной цели, чтобы сравнить их производительность. Например, исследовательская группа Wu сравнила YOLOv3 и LSTM для выявления хромоты у дойных коров [59]. Исследование пришло к выводу, что LSTM работает лучше, чем YOLOv3, и обеспечивает точность 98,57%.

Исследовательская группа Huang определила, что модель DL на основе SSD достигает точности 98,46% (mAP) по сравнению с 88,84% при использовании YOLOv3 для оценки упитанности коров [52].

Исследовательская группа Qiao сравнила три модели глубокого обучения: Inceptionv3, BiLSTM и LSTM для идентификации крупного рогатого скота [60]. Группа

обнаружила, что BiLSTM лучше всего подходит для применения, и добилась высокой точности идентификации — 91%.

Исследовательская группа Jiang использовала три модели глубокого обучения (FLYOLOv3, Faster R-CNN и YOLOv3) для обнаружения тела коровы [20]. В исследовании была заявлена высокая производительность при использовании FLYOLOv3 со средней точностью 93,73%.

Такие модели, как SSD, RNN, CRFasRNN и LSTM, в основном используются для мониторинга здоровья крупного рогатого скота. Модели глубокого обучения, такие как RCNN, SDAE, DBN и Inceptionv3, в основном использовались для экспериментов по идентификации крупного рогатого скота. В результате поиска было обнаружено, что такие нейросети, как EfficientNet, ShapeNet, DeepLabCut и RefineDet, в основном использовались для мониторинга здоровья крупного рогатого скота, тогда как GoogleNet, AlexNet, NasNet, CapsNet, LeNet и ERFNet в основном используются для целей идентификации крупного рогатого скота.

В большинстве исследований модели CNN использовались с ResNet, на втором месте была DenseNet. Модели YOLO чаще использовались с нейросетью DarkNet. Как и модели CNN, модели RCNN также использовались в сети ResNet.

В исследовании выявили 12 параметров оценки, которые использовались в статьях: точность, прецизионность (повторяемость результатов), средняя точность, специфичность (способность не давать положительных результатов об обнаружении объекта при его отсутствии), чувствительность (способность выявлять объекты на изображении при их наличии), средняя абсолютная ошибка, среднеквадратическая ошибка,

корневая среднеквадратическая ошибка, R-квадрат (мера того, насколько хорошо модель линейной регрессии соответствует набору данных), ложноположительный показатель и показатель F1 (насколько точно показывает результаты, которые имеют для нас значение).

Все эти показатели работоспособности нейросетей использовались для оценки эффективности автоматического мониторинга и идентификации здоровья крупного рогатого скота. Поскольку данные параметры оценки учитывают истинно положительные, истинно отрицательные, ложноположительные и ложноотрицательные результаты расчета, точность для каждого конкретного исследования будет рассчитываться просто по отношению правильно предсказанного наблюдения к общему количеству наблюдений.

Полученные результаты обзора были обобщены в виде одной схемы. На рисунке 1 представлена структура создания цифровой системы оценки экстерьера животных в мясном и молочном животноводстве.

Выводы/Conclusions

В данном научном обзоре были рассмотрены 60 научных работ, связанных с развитием цифровизации мясного и молочного животноводства. Был сделан упор на поиск систем машинного зрения, обеспечивающих цифровизацию бонитировочных и селекционных работ. В результате можно консолидировать несколько выводов:

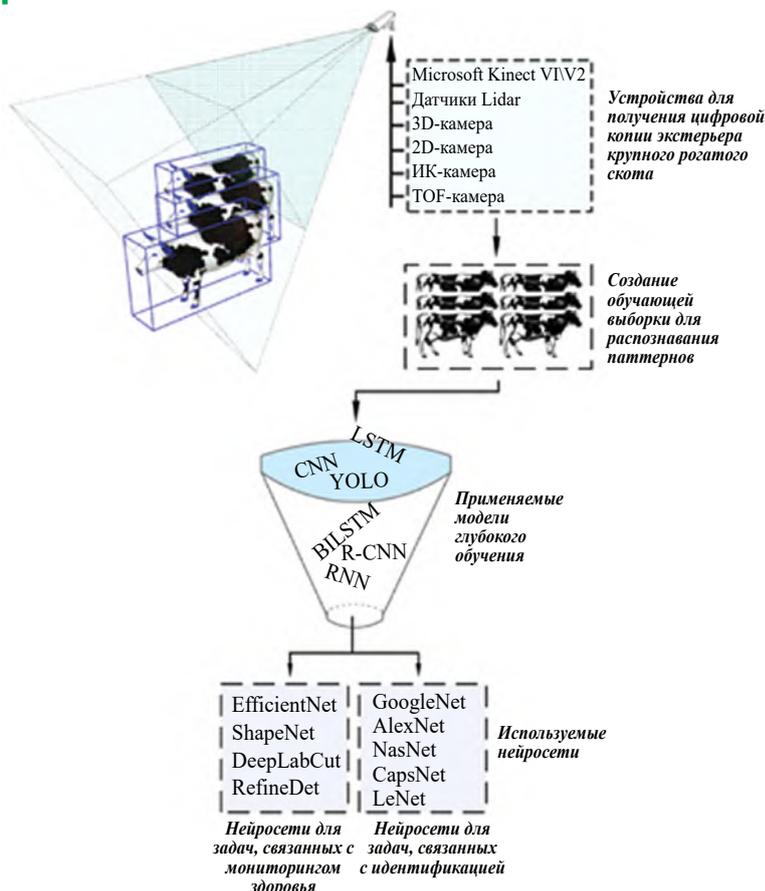
1. Современные системы машинного зрения включают в себя двух- и трехмерные системы зрения, однако приоритет (как наиболее перспективным) ученые отдают трехмерным системам, поскольку они обеспечивают особенно ценное третье измерение, «глубину» зрения.

2. Методы сбора изображений для обучения систем машинного зрения включают два популярных подхода — съемку животных с помощью одной 3D-камеры на фиксированной платформе, которая обычно представляла собой раму на высоте 1,95–3,45 м над землей с максимальным охватом изображения, и съемку с разных точек с использованием нескольких 3D-камер, которые фиксировали отдельные части тела, такие как вымя.

3. Извлечение из изображений дорсальных черт необходимо для использования в качестве набора входных данных для моделей. В некоторых исследованиях были извлечены непосредственно первичные признаки животных, такие как длина спины, и напрямую рассчитаны вторичные признаки, такие как площадь спины и объем выпуклой части тела, для оценки индекса массы тела. В других исследованиях выявлялись косвенные черты после определения анатомических ориентиров. Выбор способа зависит от поставленной задачи.

4. При выборе используемой модели большинство исследований указывают одну модель как лучшую для своих конкретных целей. Например, YOLOv3 и LSTM используются для выявления хромоты у дойных коров. Модель DL на основе SSD и YOLOv3 используют для оценки упитанности коров. Inceptionv3, BiLSTM и LSTM эффективны для идентификации крупного рогатого скота. FLYOLOv3, Faster

Рис. 1. Структура создания системы цифровой оценки экстерьера животных
Fig. 1. The structure of creating a system for digital assessment of animal exteriors



R-CNN и YOLOv3 применимы для обнаружения промеров тела коровы. Рассматриваемые нейросети, такие как EfficientNet, ShapeNet, DeepLabCut и RefineDet, были в основном использованы для мониторинга здоровья животных, тогда как GoogleNet, AlexNet, NasNet,

CapsNet, LeNet и ERFNet в основном используются для целей идентификации.

В исследовании перечислены 12 параметров оценки эффективности работы нейросетей, которые использовались в научных работах.

Все авторы несут ответственность за работу и представленные данные. Все авторы внесли равный вклад в работу. Авторы в равной степени принимали участие в написании рукописи и несут равную ответственность за плагиат. Авторы объявили об отсутствии конфликта интересов.

All authors bear responsibility for the work and presented data. All authors made an equal contribution to the work. The authors were equally involved in writing the manuscript and bear the equal responsibility for plagiarism. The authors declare no conflict of interest.

ФИНАНСИРОВАНИЕ

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-76-10041.
<https://rscf.ru/project/23-76-10041/>

FUNDING

The research was carried out with funds from the Russian Science Foundation grant No. 23-76-10041.
<https://rscf.ru/project/23-76-10041/>

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Лобачевский Я.П., Дорохов А.С. Цифровые технологии и роботизированные технические средства для сельского хозяйства. *Сельскохозяйственные машины и технологии*. 2021; 15(4): 6–10. <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2021-15-4-6-10>
2. Щенч Ю.С. Научно-технический потенциал как главный фактор развития механизации сельского хозяйства. *Сельскохозяйственные машины и технологии*. 2022; 16(2): 4–13. <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2022-16-2-4-13>
3. Павкин Д.Ю., Юрочка С.С., Хакимов А.Р., Довлатов И.М. Разработка модульной системы цифровизации бонитировочных работ. *Сельскохозяйственные машины и технологии*. 2022; 16(4): 54–59. <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2022-16-4-54-59>
4. Meen G.H., Schellekens M.A., Slegers M.H.M., Leenders N.L.G., van Erp-van der Kooij E., Noldus L.P.J.J. Sound analysis in dairy cattle vocalisation as a potential welfare monitor. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2015; 118: 111–115. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.08.028>
5. Halachmi I., Guarino M. Editorial: Precision livestock farming: a “per animal” approach using advanced monitoring technologies. *animal*. 2016; 10(9): 1482–1483. <https://doi.org/10.1017/S1751731116001142>
6. Banhazi T.M. et al. Precision Livestock Farming: An international review of scientific and commercial aspects. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*. 2012; 5(3): 1. <https://doi.org/10.3965/ij.ijabe.20120503.001>
7. Wilkins J.F., McKiernan W.A., Walmsley B.J., McPhee M.J. Automated data capture using laser technology to enhance live cattle assessment and description. *Australian Farm Business Management Journal*. 2015; 12: 70–77. <https://doi.org/10.22004/ag.econ.284945>
8. Hansen M.F., Smith M.L., Smith L.N., Jabbar K.A., Forbes D. Automated monitoring of dairy cow body condition, mobility and weight using a single 3D video capture device. *Computers in Industry*. 2018; 98: 14–22. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.02.011>
9. O’Leary N., Leso L., Buckley F., Kenneally J., McSweeney D., Shalloo L. Validation of an Automated Body Condition Scoring System Using 3D Imaging. *Agriculture*. 2020; 10(6): 246. <https://doi.org/10.3390/agriculture10060246>
10. Gaudioso V., Sanz-Ablanedo E., Lomillos J.M., Alonso M.E., Javares-Morillo L., Rodriguez P. “Photozoomer”: A new photogrammetric system for obtaining morphometric measurements of elusive animals. *Livestock Science*. 2014; 165: 147–156. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2014.03.028>
11. Ruchay A., Kober V., Dorofeev K., Kolpakov V., Miroshnikov S. Accurate body measurement of live cattle using three depth cameras and non-rigid 3D shape recovery. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020; 179: 105821. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105821>
12. Martins B.M. et al. Estimating body weight, body condition score, and type traits in dairy cows using three dimensional cameras and manual body measurements. *Livestock Science*. 2020; 236: 104054. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2020.104054>
13. Kamchen S.G., dos Santos E.F., Lopes L.B., Vendrusculo L.G., Condotta I.C.F.S. Application of depth sensor to estimate body mass and morphometric assessment in Nellore heifers. *Livestock Science*. 2021; 245: 104442. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2021.104442>
14. Zin T.T., Seint P.T., Tin P., Horii Y., Kobayashi I. Body Condition Score Estimation Based on Regression Analysis Using a 3D Camera. *Sensors*. 2020; 20(13): 3705. <https://doi.org/10.3390/s20133705>
15. Van Hertem T. et al. Lameness detection in dairy cattle: single predictor v. multivariate analysis of image-based posture processing and behavior and performance sensing. *animal*. 2016; 10(9): 1525–1532. <https://doi.org/10.1017/s1751731115001457>
16. Schlageter-Tello A., Van Hertem T., Bokkers E.A.M., Viazzi S., Bahr C., Lokhorst K. Performance of human observers and an automatic 3-dimensional computer-vision-based locomotion scoring method to detect lameness and hoof lesions in dairy cows. *Journal of Dairy Science*. 2018; 101(7): 6322–6335. <https://doi.org/10.3168/jds.2017-13768>
17. Banhazi T.M., Black J.L. Precision Livestock Farming: A Suite of Electronic Systems to Ensure the Application of Best Practice Management on Livestock Farms. *Australian Journal of Multi-Disciplinary Engineering*. 2009; 7(1): 1–14. <https://doi.org/10.1080/14488388.2009.11464794>
18. Tan C., Sun F., Kong T., Zhang W., Yang C., Liu C. A Survey on Deep Transfer Learning. *The 27th International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN 2018)*. 2018. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1808.01974>

REFERENCES

1. Lobachevskiy Ya.P., Dorokhov A.S. Digital technologies and robotic devices in the agriculture. *Agricultural Machinery and Technologies*. 2021; 15(4): 6–10 (in Russian). <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2021-15-4-6-10>
2. Tsench Yu.S. Scientific and Technological Potential as the Main Factor for Agricultural Mechanization Development. *Agricultural Machinery and Technologies*. 2022; 16(2): 4–13 (in Russian). <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2022-16-2-4-13>
3. Pavkin D.Yu., Yurochka S.S., Khakimov A.R., Dovatov I.M. Development of a Modular System for Digitalization of Appraisal Process. *Agricultural Machinery and Technologies*. 2022; 16(4): 54–59 (in Russian). <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2022-16-4-54-59>
4. Meen G.H., Schellekens M.A., Slegers M.H.M., Leenders N.L.G., van Erp-van der Kooij E., Noldus L.P.J.J. Sound analysis in dairy cattle vocalisation as a potential welfare monitor. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2015; 118: 111–115. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.08.028>
5. Halachmi I., Guarino M. Editorial: Precision livestock farming: a “per animal” approach using advanced monitoring technologies. *animal*. 2016; 10(9): 1482–1483. <https://doi.org/10.1017/S1751731116001142>
6. Banhazi T.M. et al. Precision Livestock Farming: An international review of scientific and commercial aspects. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*. 2012; 5(3): 1. <https://doi.org/10.3965/ij.ijabe.20120503.001>
7. Wilkins J.F., McKiernan W.A., Walmsley B.J., McPhee M.J. Automated data capture using laser technology to enhance live cattle assessment and description. *Australian Farm Business Management Journal*. 2015; 12: 70–77. <https://doi.org/10.22004/ag.econ.284945>
8. Hansen M.F., Smith M.L., Smith L.N., Jabbar K.A., Forbes D. Automated monitoring of dairy cow body condition, mobility and weight using a single 3D video capture device. *Computers in Industry*. 2018; 98: 14–22. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.02.011>
9. O’Leary N., Leso L., Buckley F., Kenneally J., McSweeney D., Shalloo L. Validation of an Automated Body Condition Scoring System Using 3D Imaging. *Agriculture*. 2020; 10(6): 246. <https://doi.org/10.3390/agriculture10060246>
10. Gaudioso V., Sanz-Ablanedo E., Lomillos J.M., Alonso M.E., Javares-Morillo L., Rodriguez P. “Photozoomer”: A new photogrammetric system for obtaining morphometric measurements of elusive animals. *Livestock Science*. 2014; 165: 147–156. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2014.03.028>
11. Ruchay A., Kober V., Dorofeev K., Kolpakov V., Miroshnikov S. Accurate body measurement of live cattle using three depth cameras and non-rigid 3D shape recovery. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020; 179: 105821. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105821>
12. Martins B.M. et al. Estimating body weight, body condition score, and type traits in dairy cows using three dimensional cameras and manual body measurements. *Livestock Science*. 2020; 236: 104054. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2020.104054>
13. Kamchen S.G., dos Santos E.F., Lopes L.B., Vendrusculo L.G., Condotta I.C.F.S. Application of depth sensor to estimate body mass and morphometric assessment in Nellore heifers. *Livestock Science*. 2021; 245: 104442. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2021.104442>
14. Zin T.T., Seint P.T., Tin P., Horii Y., Kobayashi I. Body Condition Score Estimation Based on Regression Analysis Using a 3D Camera. *Sensors*. 2020; 20(13): 3705. <https://doi.org/10.3390/s20133705>
15. Van Hertem T. et al. Lameness detection in dairy cattle: single predictor v. multivariate analysis of image-based posture processing and behavior and performance sensing. *animal*. 2016; 10(9): 1525–1532. <https://doi.org/10.1017/s1751731115001457>
16. Schlageter-Tello A., Van Hertem T., Bokkers E.A.M., Viazzi S., Bahr C., Lokhorst K. Performance of human observers and an automatic 3-dimensional computer-vision-based locomotion scoring method to detect lameness and hoof lesions in dairy cows. *Journal of Dairy Science*. 2018; 101(7): 6322–6335. <https://doi.org/10.3168/jds.2017-13768>
17. Banhazi T.M., Black J.L. Precision Livestock Farming: A Suite of Electronic Systems to Ensure the Application of Best Practice Management on Livestock Farms. *Australian Journal of Multi-Disciplinary Engineering*. 2009; 7(1): 1–14. <https://doi.org/10.1080/14488388.2009.11464794>
18. Tan C., Sun F., Kong T., Zhang W., Yang C., Liu C. A Survey on Deep Transfer Learning. *The 27th International Conference on Artificial Neural Networks (ICANN 2018)*. 2018. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1808.01974>

19. Psota E.T. *et al.* Development and validation of a neural network for the automated detection of horn flies on cattle. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2021; 180: 105927. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105927>
20. Jiang B., Wu Q., Yin X., Wu D., Song H., He D. FLYOLOv3 deep learning for key parts of dairy cow body detection. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2019; 166: 104982. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104982>
21. Weber F.D.L. *et al.* Recognition of Pantaneira cattle breed using computer vision and convolutional neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020; 175: 105548. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105548>
22. Kang X., Zhang X.D., Liu G. Accurate detection of lameness in dairy cattle with computer vision: A new and individualized detection strategy based on the analysis of the supporting phase. *Journal of Dairy Science*. 2020; 103(11): 10628–10638. <https://doi.org/10.3168/jds.2020-18288>
23. Xudong Z., Xi K., Ningning F., Gang L. Automatic recognition of dairy cow mastitis from thermal images by a deep learning detector. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020; 178: 105754. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105754>
24. Gjergji M. *et al.* Deep Learning Techniques for Beef Cattle Body Weight Prediction. *2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. 2020; 1–8. <https://doi.org/10.1109/IJCNN48605.2020.9207624>
25. Jabbar K.A., Hansen M.F., Smith M.L., Smith L.N. Early and non-intrusive lameness detection in dairy cows using 3-dimensional video. *Biosystems Engineering*. 2017; 153: 63–69. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.09.017>
26. Guo H., Ma X., Ma Q., Wang K., Su W., Zhu D. LSSA CAU: An interactive 3d point clouds analysis software for body measurement of livestock with similar forms of cows or pigs. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2017; 138: 60–68. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.04.014>
27. Slob N., Catal C., Kassahun A., Application of machine learning to improve dairy farm management: A systematic literature review. *Preventive Veterinary Medicine*. 2021; 187: 105237. <https://doi.org/10.1016/j.prevetmed.2020.105237>
28. Lovarelli D., Bacenetti J., Guarino M. A review on dairy cattle farming: Is precision livestock farming the compromise for an environmental, economic and social sustainable production? *Journal of Cleaner Production*. 2020; 262: 121409. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121409>
29. Garcia R., Aguilar J., Toro M., Pinto A., Rodriguez P. A systematic literature review on the use of machine learning in precision livestock farming. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020; 179: 105826. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105826>
30. Harrison S.M. *et al.* Three-dimensional growth of bovine hoof as recorded by carbon stable isotope ratios. *Rapid Communications in Mass Spectrometry*. 2007; 21(24): 3971–3976. <https://doi.org/10.1002/rcm.3309>
31. Berckmans D. General introduction to precision livestock farming. *Animal Frontiers*. 2017; 7(1): 6–11. <https://doi.org/10.2527/af.2017.0102>
32. Neethirajan S. Recent advances in wearable sensors for animal health management. *Sensing and Bio-Sensing Research*. 2017; 12: 15–29. <https://doi.org/10.1016/j.sbsr.2016.11.004>
33. Viazzi C. *et al.* Comparison of a three-dimensional and two-dimensional camera system for automated measurement of back posture in dairy cows. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2014; 100: 139–147. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2013.11.005>
34. Song X., Bokkers E.A.M., van Mourik S., Groot Koerkamp P.W.G., van der Tol P.P.J. Automated body condition scoring of dairy cows using 3-dimensional feature extraction from multiple body regions. *Journal of Dairy Science*. 2019; 102(5): 4294–4308. <https://doi.org/10.3168/jds.2018-15238>
35. Salau J., Bauer U., Haas J.H., Thaller G., Junge W. Quantification of the effects of fur, fur color, and velocity on Time-Of-Flight technology in dairy production. *SpringerPlus*. 2015; 4: 144. <https://doi.org/10.1186/s40064-015-0903-0>
36. Cominotte A. *et al.* Automated computer vision system to predict body weight and average daily gain in beef cattle during growing and finishing phases. *Livestock Science*. 2020; 232: 103904. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2019.103904>
37. Nasirahmadi A., Edwards S.A., Sturm B. Implementation of machine vision for detecting behaviour of cattle and pigs. *Livestock Science*. 2017; 202: 25–38. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2017.05.014>
38. Wang Z., Shadpour S., Chan E., Rotondo V., Wood K.M., Tulpan D. ASAS-NANP SYMPOSIUM: Applications of machine learning for livestock body weight prediction from digital images. *Journal of Animal Science*. 2021; 99(2): skab022. <https://doi.org/10.1093/jas/skab022>
39. Salau J., Haas J.H., Junge W., Thaller G. Extrinsic calibration of a multi-Kinect camera scanning passage for measuring functional traits in dairy cows. *Biosystems Engineering*. 2016; 151: 409–424. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.10.008>
40. Salau J., Haas J.H., Junge W., Thaller G. Determination of Body Parts in Holstein Friesian Cows Comparing Neural Networks and k Nearest Neighbour Classification. *Animals*. 2020; 11(1): 50. <https://doi.org/10.3390/ani11010050>
41. Salau J., Haas J.H., Junge W., Thaller G. Automated calculation of udder depth and rear leg angle in Holstein-Friesian cows using a multi-Kinect cow scanning system. *Biosystems Engineering*. 2017; 160: 154–169. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.06.006>
42. Salau J., Haas J.H., Thaller G., Leisen M., Junge W. Developing a multi-Kinect-system for monitoring in dairy cows: object recognition and surface analysis using wavelets. *Animal*. 2016; 10(9): 1513–1524. <https://doi.org/10.1017/s1751731116000021>
19. Psota E.T. *et al.* Development and validation of a neural network for the automated detection of horn flies on cattle. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2021; 180: 105927. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105927>
20. Jiang B., Wu Q., Yin X., Wu D., Song H., He D. FLYOLOv3 deep learning for key parts of dairy cow body detection. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2019; 166: 104982. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104982>
21. Weber F.D.L. *et al.* Recognition of Pantaneira cattle breed using computer vision and convolutional neural networks. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020; 175: 105548. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105548>
22. Kang X., Zhang X.D., Liu G. Accurate detection of lameness in dairy cattle with computer vision: A new and individualized detection strategy based on the analysis of the supporting phase. *Journal of Dairy Science*. 2020; 103(11): 10628–10638. <https://doi.org/10.3168/jds.2020-18288>
23. Xudong Z., Xi K., Ningning F., Gang L. Automatic recognition of dairy cow mastitis from thermal images by a deep learning detector. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020; 178: 105754. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105754>
24. Gjergji M. *et al.* Deep Learning Techniques for Beef Cattle Body Weight Prediction. *2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. 2020; 1–8. <https://doi.org/10.1109/IJCNN48605.2020.9207624>
25. Jabbar K.A., Hansen M.F., Smith M.L., Smith L.N. Early and non-intrusive lameness detection in dairy cows using 3-dimensional video. *Biosystems Engineering*. 2017; 153: 63–69. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.09.017>
26. Guo H., Ma X., Ma Q., Wang K., Su W., Zhu D. LSSA CAU: An interactive 3d point clouds analysis software for body measurement of livestock with similar forms of cows or pigs. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2017; 138: 60–68. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.04.014>
27. Slob N., Catal C., Kassahun A., Application of machine learning to improve dairy farm management: A systematic literature review. *Preventive Veterinary Medicine*. 2021; 187: 105237. <https://doi.org/10.1016/j.prevetmed.2020.105237>
28. Lovarelli D., Bacenetti J., Guarino M. A review on dairy cattle farming: Is precision livestock farming the compromise for an environmental, economic and social sustainable production? *Journal of Cleaner Production*. 2020; 262: 121409. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.121409>
29. Garcia R., Aguilar J., Toro M., Pinto A., Rodriguez P. A systematic literature review on the use of machine learning in precision livestock farming. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2020; 179: 105826. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105826>
30. Harrison S.M. *et al.* Three-dimensional growth of bovine hoof as recorded by carbon stable isotope ratios. *Rapid Communications in Mass Spectrometry*. 2007; 21(24): 3971–3976. <https://doi.org/10.1002/rcm.3309>
31. Berckmans D. General introduction to precision livestock farming. *Animal Frontiers*. 2017; 7(1): 6–11. <https://doi.org/10.2527/af.2017.0102>
32. Neethirajan S. Recent advances in wearable sensors for animal health management. *Sensing and Bio-Sensing Research*. 2017; 12: 15–29. <https://doi.org/10.1016/j.sbsr.2016.11.004>
33. Viazzi C. *et al.* Comparison of a three-dimensional and two-dimensional camera system for automated measurement of back posture in dairy cows. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2014; 100: 139–147. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2013.11.005>
34. Song X., Bokkers E.A.M., van Mourik S., Groot Koerkamp P.W.G., van der Tol P.P.J. Automated body condition scoring of dairy cows using 3-dimensional feature extraction from multiple body regions. *Journal of Dairy Science*. 2019; 102(5): 4294–4308. <https://doi.org/10.3168/jds.2018-15238>
35. Salau J., Bauer U., Haas J.H., Thaller G., Junge W. Quantification of the effects of fur, fur color, and velocity on Time-Of-Flight technology in dairy production. *SpringerPlus*. 2015; 4: 144. <https://doi.org/10.1186/s40064-015-0903-0>
36. Cominotte A. *et al.* Automated computer vision system to predict body weight and average daily gain in beef cattle during growing and finishing phases. *Livestock Science*. 2020; 232: 103904. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2019.103904>
37. Nasirahmadi A., Edwards S.A., Sturm B. Implementation of machine vision for detecting behaviour of cattle and pigs. *Livestock Science*. 2017; 202: 25–38. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2017.05.014>
38. Wang Z., Shadpour S., Chan E., Rotondo V., Wood K.M., Tulpan D. ASAS-NANP SYMPOSIUM: Applications of machine learning for livestock body weight prediction from digital images. *Journal of Animal Science*. 2021; 99(2): skab022. <https://doi.org/10.1093/jas/skab022>
39. Salau J., Haas J.H., Junge W., Thaller G. Extrinsic calibration of a multi-Kinect camera scanning passage for measuring functional traits in dairy cows. *Biosystems Engineering*. 2016; 151: 409–424. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2016.10.008>
40. Salau J., Haas J.H., Junge W., Thaller G. Determination of Body Parts in Holstein Friesian Cows Comparing Neural Networks and k Nearest Neighbour Classification. *Animals*. 2020; 11(1): 50. <https://doi.org/10.3390/ani11010050>
41. Salau J., Haas J.H., Junge W., Thaller G. Automated calculation of udder depth and rear leg angle in Holstein-Friesian cows using a multi-Kinect cow scanning system. *Biosystems Engineering*. 2017; 160: 154–169. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.06.006>
42. Salau J., Haas J.H., Thaller G., Leisen M., Junge W. Developing a multi-Kinect-system for monitoring in dairy cows: object recognition and surface analysis using wavelets. *Animal*. 2016; 10(9): 1513–1524. <https://doi.org/10.1017/s1751731116000021>

43. Van Herterem T. *et al.* Automatic lameness detection based on consecutive 3D-video recordings. *Biosystems Engineering*. 2014; 119: 108–116. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2014.01.009>
44. Le Cozler Y. *et al.* Volume and surface area of Holstein dairy cows calculated from complete 3D shapes acquired using a high-precision scanning system: Interest for body weight estimation. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2019; 165: 104977. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104977>
45. Pezzuolo A., Guarino M., Sartori L., Marinello F. A Feasibility Study on the Use of a Structured Light Depth-Camera for Three-Dimensional Body Measurements of Dairy Cows in Free-Stall Barns. *Sensors*. 2018; 18(2): 673. <https://doi.org/10.3390/s18020673>
46. Shigeta M., Ike R., Takemura H., Ohwada H. Automatic Measurement and Determination of Body Condition Score of Cows Based on 3D Images Using CNN. *Journal of Robotics and Mechatronics*. 2018; 30(2): 206–213. <https://doi.org/10.20965/jrm.2018.p0206>
47. Spoliansky R., Edan Y., Parmet Y., Halachmi I. Development of automatic body condition scoring using a low-cost 3-dimensional Kinect camera. *Journal of Dairy Science*. 2016; 99(9): 7714–7725. <https://doi.org/10.3168/jds.2015-10607>
48. Fischer A., Luginbühl T., Delattre L., Delouard J.M., Faverdin P. Rear shape in 3 dimensions summarized by principal component analysis is a good predictor of body condition score in Holstein dairy cows. *Journal of Dairy Science*. 2015; 98(7): 4465–4476. <https://doi.org/10.3168/jds.2014-8969>
49. Okura F., Ikuma S., Makihara Y., Muramatsu D., Nakada K., Yagi Y. RGB-D video-based individual identification of dairy cows using gait and texture analyses. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2019; 165: 104944. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104944>
50. Le Cozler Y. *et al.* High-precision scanning system for complete 3D cow body shape imaging and analysis of morphological traits. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2019; 157: 447–453. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.01.019>
51. Huang L.W., Li S., Zhu A., Fan X., Zhang C., Wang H. Non-Contact Body Measurement for Qinchuan Cattle with LiDAR Sensor. *Sensors*. 2018; 18(9): 3014. <https://doi.org/10.3390/s18093014>
52. Huang L. *et al.* Body Dimension Measurements of Qinchuan Cattle with Transfer Learning from LiDAR Sensing. *Sensors*. 2019; 19(22): 5046. <https://doi.org/10.3390/s19225046>
53. Guesgen M.J., Bench C.J. Using kinematics to detect micro-behavioural changes relative to ovulation in naturally cycling tie-stall dairy heifers. *Livestock Science*. 2018; 207: 126–132. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2017.11.019>
54. Van Herterem T. *et al.* Implementation of an automatic 3D vision monitor for dairy cow locomotion in a commercial farm. *Biosystems Engineering*. 2018; 173: 166–175. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.08.011>
55. Nir O., Parmet Y., Werner D., Adin G., Halachmi I. 3D Computer-vision system for automatically estimating heifer height and body mass. *Biosystems Engineering*. 2018; 173: 4–10. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.11.014>
56. Lomillos J.M., Alonso M.E. Morphometric Characterization of the Lidia Cattle Breed. *Animals*. 2020; 10(7): 1180. <https://doi.org/10.3390/ani10071180>
57. Song X., Bokkers E.A.M., van der Tol P.P.J., Groot Koerkamp P.W.G., van Mourik S. Automated body weight prediction of dairy cows using 3-dimensional vision. *Journal of Dairy Science*. 2018; 101(5): 4448–4459. <https://doi.org/10.3168/jds.2017-13094>
58. Brownlee J. Deep Learning for Computer Vision: Image Classification, Object Detection, and Face Recognition in Python. 2019; xviii, 544.
59. Wu D., Yin X., Jiang B., Jiang M., Li Z., Song H. Detection of the respiratory rate of standing cows by combining the Deeplab v3 + semantic segmentation model with the phase-based video magnification algorithm. *Biosystems Engineering*. 2020; 192: 72–89. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.01.012>
60. Qiao Y., Su D., Kong H., Sukkarieh S., Lomax S., Clark C. BiLSTM-based Individual Cattle Identification for Automated Precision Livestock Farming. *2020 IEEE 16th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*. 2020; 967–972. <https://doi.org/10.1109/CASE48305.2020.9217026>
43. Van Herterem T. *et al.* Automatic lameness detection based on consecutive 3D-video recordings. *Biosystems Engineering*. 2014; 119: 108–116. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2014.01.009>
44. Le Cozler Y. *et al.* Volume and surface area of Holstein dairy cows calculated from complete 3D shapes acquired using a high-precision scanning system: Interest for body weight estimation. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2019; 165: 104977. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104977>
45. Pezzuolo A., Guarino M., Sartori L., Marinello F. A Feasibility Study on the Use of a Structured Light Depth-Camera for Three-Dimensional Body Measurements of Dairy Cows in Free-Stall Barns. *Sensors*. 2018; 18(2): 673. <https://doi.org/10.3390/s18020673>
46. Shigeta M., Ike R., Takemura H., Ohwada H. Automatic Measurement and Determination of Body Condition Score of Cows Based on 3D Images Using CNN. *Journal of Robotics and Mechatronics*. 2018; 30(2): 206–213. <https://doi.org/10.20965/jrm.2018.p0206>
47. Spoliansky R., Edan Y., Parmet Y., Halachmi I. Development of automatic body condition scoring using a low-cost 3-dimensional Kinect camera. *Journal of Dairy Science*. 2016; 99(9): 7714–7725. <https://doi.org/10.3168/jds.2015-10607>
48. Fischer A., Luginbühl T., Delattre L., Delouard J.M., Faverdin P. Rear shape in 3 dimensions summarized by principal component analysis is a good predictor of body condition score in Holstein dairy cows. *Journal of Dairy Science*. 2015; 98(7): 4465–4476. <https://doi.org/10.3168/jds.2014-8969>
49. Okura F., Ikuma S., Makihara Y., Muramatsu D., Nakada K., Yagi Y. RGB-D video-based individual identification of dairy cows using gait and texture analyses. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2019; 165: 104944. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104944>
50. Le Cozler Y. *et al.* High-precision scanning system for complete 3D cow body shape imaging and analysis of morphological traits. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2019; 157: 447–453. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.01.019>
51. Huang L.W., Li S., Zhu A., Fan X., Zhang C., Wang H. Non-Contact Body Measurement for Qinchuan Cattle with LiDAR Sensor. *Sensors*. 2018; 18(9): 3014. <https://doi.org/10.3390/s18093014>
52. Huang L. *et al.* Body Dimension Measurements of Qinchuan Cattle with Transfer Learning from LiDAR Sensing. *Sensors*. 2019; 19(22): 5046. <https://doi.org/10.3390/s19225046>
53. Guesgen M.J., Bench C.J. Using kinematics to detect micro-behavioural changes relative to ovulation in naturally cycling tie-stall dairy heifers. *Livestock Science*. 2018; 207: 126–132. <https://doi.org/10.1016/j.livsci.2017.11.019>
54. Van Herterem T. *et al.* Implementation of an automatic 3D vision monitor for dairy cow locomotion in a commercial farm. *Biosystems Engineering*. 2018; 173: 166–175. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.08.011>
55. Nir O., Parmet Y., Werner D., Adin G., Halachmi I. 3D Computer-vision system for automatically estimating heifer height and body mass. *Biosystems Engineering*. 2018; 173: 4–10. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2017.11.014>
56. Lomillos J.M., Alonso M.E. Morphometric Characterization of the Lidia Cattle Breed. *Animals*. 2020; 10(7): 1180. <https://doi.org/10.3390/ani10071180>
57. Song X., Bokkers E.A.M., van der Tol P.P.J., Groot Koerkamp P.W.G., van Mourik S. Automated body weight prediction of dairy cows using 3-dimensional vision. *Journal of Dairy Science*. 2018; 101(5): 4448–4459. <https://doi.org/10.3168/jds.2017-13094>
58. Brownlee J. Deep Learning for Computer Vision: Image Classification, Object Detection, and Face Recognition in Python. 2019; xviii, 544.
59. Wu D., Yin X., Jiang B., Jiang M., Li Z., Song H. Detection of the respiratory rate of standing cows by combining the Deeplab v3 + semantic segmentation model with the phase-based video magnification algorithm. *Biosystems Engineering*. 2020; 192: 72–89. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2020.01.012>
60. Qiao Y., Su D., Kong H., Sukkarieh S., Lomax S., Clark C. BiLSTM-based Individual Cattle Identification for Automated Precision Livestock Farming. *2020 IEEE 16th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*. 2020; 967–972. <https://doi.org/10.1109/CASE48305.2020.9217026>

ОБ АВТОРАХ**Сергей Сергеевич Юрочка**

кандидат технических наук, старший научный сотрудник
yssvim@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0002-2511-7526>

Артём Рустамович Хакимов

младший научный сотрудник
arty.hv@gmail.com
<https://orcid.org/0000-0002-4332-9274>

Дмитрий Юрьевич Павкин

кандидат технических наук, старший научный сотрудник
dimqaqa@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0001-8769-8365>

Савр Олегович Базаев

кандидат сельскохозяйственных наук, научный сотрудник
sbazaeff@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0002-3028-5081>

Илья Владимирович Комков

магистрант, специалист
ilyakomkov10@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0003-2407-4584>

Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ,
1-й Институтский проезд, 5, Москва, 109428, Россия

ABOUT THE AUTHORS**Sergey Sergeevich Yurochka**

Candidate of Engineering Sciences, Senior Researcher
yssvim@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0002-2511-7526>

Artem Rustamovich Khakimov

Junior Researcher
arty.hv@gmail.com
<https://orcid.org/0000-0002-4332-9274>

Dmitry Yurievich Pavkin

Candidate of Engineering Sciences, Senior Researcher
dimqaqa@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0001-8769-8365>

Savr Olegovich Bazaev

Candidate of Agricultural Sciences, Researcher
sbazaeff@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0002-3028-5081>

Ilya Vladimirovich Komkov

Graduate Student, Specialist
ilyakomkov10@yandex.ru
<https://orcid.org/0000-0003-2407-4584>

Federal Scientific Agroengineering Center VIM,
5 1st Institute Passage, Moscow, 109428, Russia