

Индекс УДК 004.622:636.2

Код ГРНТИ 68.85.85

DOI: 10.22204/2410-4639-2026-129-01-43-52



**И.И. МИХАЙЛЕНКО,
О.Д. МЕЩЕРЯКОВ,
А.И. ЛИТВИНОВ***

Формирование обучающего датасета для оценки функциональных состояний КРС

В данной статье рассмотрен анализ возможных поведенческих состояний животных крупного рогатого скота (КРС), функционально подходящих для формирования датасета, обучающего и тестирующего нейронные сети. Видеозаписи, на основе которых проводилось аннотирование паттернов, взяты с автоматизированной видеоаппаратуры, установленной в животноводческом помещении. По частоте проявлений различных паттернов поведения установлены предварительные показатели их временных характеристик и построена модель совместных состояний животных. Представлены результаты первичного пробного обучения нейронных сетей.

Ключевые слова: цифровизация, автоматизация, искусственный интеллект, нейронные сети, машинное зрение, распознавание действий

С каждым годом цифровая трансформация сельскохозяйственной отрасли развивается всё активнее, что положительно сказывается на продовольственной безопасности страны. Обусловлено это созданием различных драйверов развития агропромышленного комплекса, таких как внедрение госу-

дарственных цифровых систем и ведомственных проектов, совершенствование технологий с использованием искусственного интеллекта.

Мониторинг крупного рогатого скота является важным аспектом животноводства, и последние достижения в этой области значительно повысили знания людей

* **Михайленко Ирина Ивановна** — кандидат биологических наук, научный сотрудник лаборатории интеллектуальных сельскохозяйственных технологий, ФГБНУ «Белгородский ФАНЦ РАН».
E-mail: ira-mik86@yandex.ru

Мещеряков Олег Дмитриевич — кандидат сельскохозяйственных наук, научный сотрудник лаборатории интеллектуальных сельскохозяйственных технологий, ФГБНУ «Белгородский ФАНЦ РАН».
E-mail: meshe.64@mail.ru

Литвинов Андрей Игоревич — младший научный сотрудник лаборатории интеллектуальных сельскохозяйственных технологий, ФГБНУ «Белгородский ФАНЦ РАН».
E-mail: zemledel-it@yandex.ru

в изучении поведения животных благодаря использованию специальных устройств, таких как ушные бирки и ошейники. Однако появились отрицательные аспекты решений, связанные с их применением: недостаточная универсальность, малая изученность влияния этих датчиков на здоровье животных, неудобство ношения, амортизационные расходы [1]. В связи с этим на первый план стали выходить бесконтактные системы наблюдения за поведением животных, основанные на машинном обучении по видеоданным.

Биометрия животных — это перспективное направление в области компьютерного зрения, распознавания образов и когнитивистики, которое играет важную роль в регистрации, уникальной идентификации и верификации крупного рогатого скота [2-4]. Существующие методы извлечения текстурных признаков и представления признаков на основе внешнего вида не позволяют распознавать животных в произвольной среде. В последнее время всё больше внимания уделяется подходам на основе глубокого обучения для распознавания видов или отдельных животных с использованием визуальных признаков [5-7].

Цель исследования — анализ возможных поведенческих состояний животных КРС, функционально подходящих для формирования датасета, обучающего и тестирующего нейронные сети.

Материалы и методы исследования

Экспериментальные наблюдения проводили на базе Ериковского молочного комплекса ФГБНУ «Белгородский ФАНЦ РАН». Для формирования набора данных в одном из помещений фермы на специальных рельсах была установлена видеоаппаратура автоматизированного слежения за поведением животных. В дневное время суток камеры снимали в цветном режиме, в ночное — в чёрно-белом (ИК диапазон). Для эксперимента взяли чёрно-пёструю породу КРС. Период съёмок происходил во время привязного содержания коров (ноябрь-апрель). Для исследования взяты

20 суток непрерывных видеоданных с трёх видеокамер.

Идентификация КРС по изображениям относится к задаче машинного обучения, в рамках которой выполняется определение наличия или отсутствия объекта КРС на изображении, нахождение границ этого объекта в системе координат пикселей исходного изображения.

Задача заключается в том, чтобы каждому изображению, I , поставить в соответствие множество положений объектов КРС, K :

$$F: I \rightarrow K, K = \{k_j, j = \overline{0, n}\}, \quad (1)$$

где $k_j = \langle (x_1^j, y_1^j), (x_2^j, y_2^j), s^j, c^j \rangle$ — кортеж с координатами ограничивающей рамки объекта, классом объекта s^j («корова», «не корова») и достоверностью $c^j \in \mathbb{R}$ [8].

Для решения задачи используется аппарат искусственных нейронных сетей со свёрточными слоями на базе архитектуры YOLOv10.

Важным этапом построения модели глубокого обучения является подготовка видеоданных, которая включает аннотации паттернов [9]. Для задачи распознавания действий животных датасет должен иметь большое количество данных и содержать разные типы действий животных, которые позволят ускорить обучение нейронных сетей, увеличить обобщающую способность и устойчивость их функционирования. Разработка нейросетевых алгоритмов подразумевает применение соответствующих наборов данных для обучения и тестирования сетей.

Обучение нейросети выполняется с помощью метода обратного распространения ошибки [10]. При этом значение ошибки формируется на основе функции потерь (loss), которая сравнивает предсказанные нейросетью значения со значениями разметки (истинными значениями). Для обучения идентификации КРС применяется функция потерь VFL :

$$VFL(p, q) = \begin{cases} -q(q \log(p) + (1-q) \log(1-p)) & q > 0 \\ -\alpha p^r \log(1-p) & q = 0 \end{cases} \quad (2)$$

где p — предсказанные значения, q — истинные значения, α и γ — гиперпараметры обучения.

Качество результатов работы обученной нейросети оценивается по отношению площадей ограничивающих рамок в метрике IoU (англ. Intersection over Union):

$$IoU = \frac{S(A \cap B)}{S(A \cup B)}, \quad (3)$$

где A — предсказанная ограничивающая рамка, B — истинная ограничивающая рамка. Метрика IoU равна нулю в случае непересекающихся ограничивающих рамок и равна единице в случае идеального наложения.

Результаты и обсуждение

Первоначально для аннотации сформированных тестовых и валидационных наборов видеоданных был подобран перечень паттернов (событий). Формирование перечня паттернов основывалось на возможных аномальных ситуациях в поведении и развитии КРС. Таким образом, проанализировав комплекс возможных поведенческих реакций животных на тот или иной фактор, решено было ввести в работу перечень паттернов, состоящий из простых движений, совокупность которых во временном контексте позволит выявить количественные характеристики, информирующие о наличии аномалий в поведении. Список паттернов выглядит следующим образом (табл. 1).

Первые три паттерна позволяют оценить достаточность и нормальность кормления, руминации и питьевого режима животных. Паттерны «Лежание» и «Неподвижное стояние» помогут сделать вывод о правильности или нарушении времени отдыха животных. Паттерн «Удары рогами о предметы» может говорить, с одной стороны, о темпераменте особи, с другой — о возможных проявлениях недовольства внешними условиями либо внутренними проблемами животного. Паттерн «Проявление интереса к соседней корове» может выражаться в виде облизывания, обнюхивания, бодания, толкания одной коровой

Таблица 1

Список исследуемых паттернов

Pattern 1	«Руминация»
Pattern 2	«Нет руминации»
Pattern 3	«Водопотребление»
Pattern 4	«Лежание»
Pattern 5	«Неподвижное стояние»
Pattern 6	«Удары рогами о предметы»
Pattern 7	«Проявление интереса к соседней корове»

другой, что позволяет судить о наступлении состояния эструса (половой охоты).

Таким образом, нарушение 1, 2, 3, 4 паттернов или проявление 5, 6, 7 особенностей поведения сигнализирует о возможной аномалии, выраженной или в начальной стадии заболевания, или в нарушении внешних благоприятных условий, или в каких-либо других негативных проявлениях, что в любом случае должна улавливать и оповещать об этом специалистов потенциальная автоматизированная система слежения за поведением КРС. Ключевой этап разметки проводился методом аннотирования, который предполагает определение местоположения и ориентации КРС, а обнаруженные части тела животного могут быть использованы для извлечения визуальных биометрических характеристик для окончательной идентификации животных.

Процесс аннотирования видеоданных производился с помощью инструмента CVAT (Computer Vision Annotation Tool). Тип аннотаций — ключевые точки. Следует отметить, что аннотирование видеоданных имеет большие преимущества в сравнении с аннотациями отдельных изображений, так как экспериментальные модели искусственного интеллекта при обучении получают больше контекстной информации. Можно выделить следующий ряд преимуществ:

- 1) возможность интерполяции — не нужно аннотировать каждый кадр, а только отметить начало и конец последовательности;

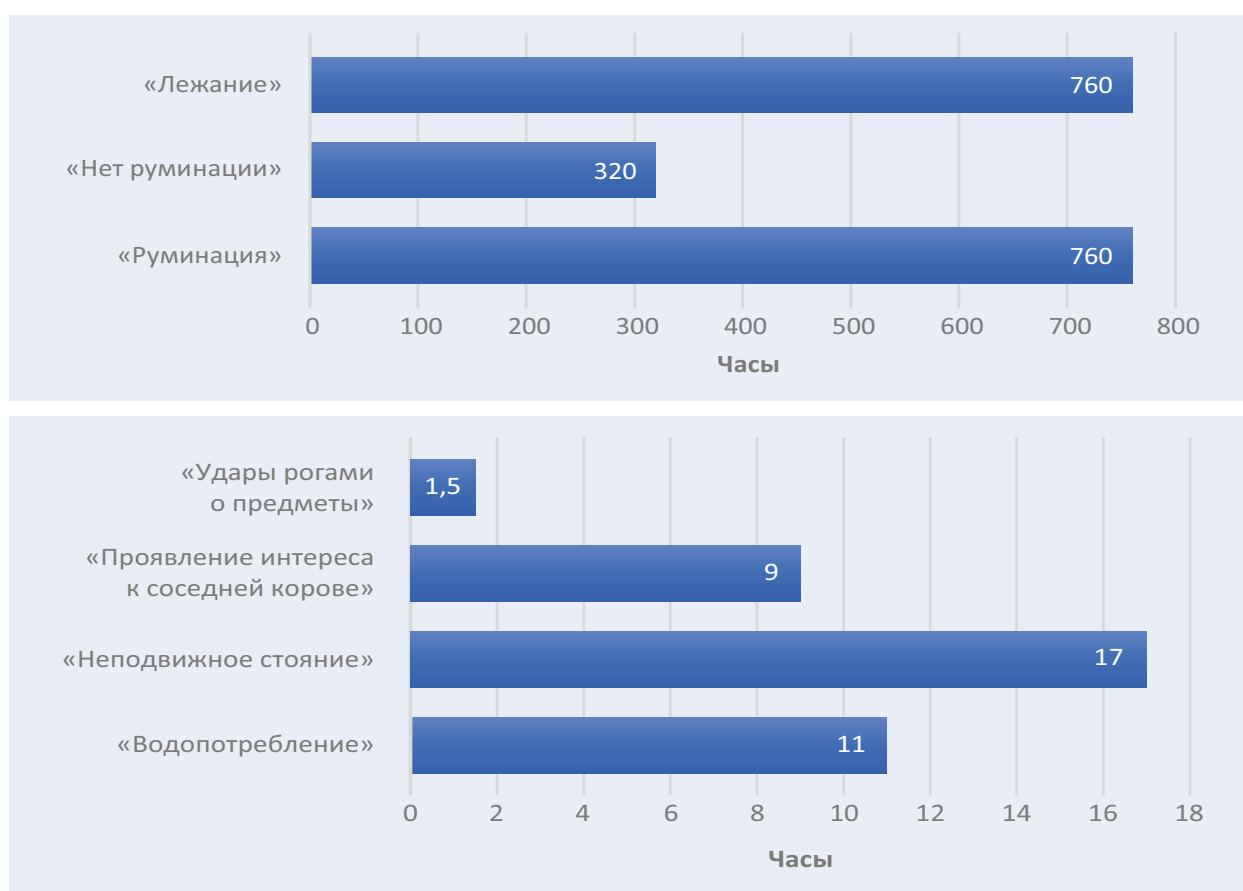


Рис. 1. График суммарного времени пребывания КРС в различных состояниях

- 2) наличие временного контекста — видеоданные могут быстрее обучить модель искусственного интеллекта тому, как перемещаются или изменяются объекты с течением времени;
- 3) выше качество и точность результатов;
- 4) экономия времени.

Анализ размеченных видеороликов позволил установить частоту проявлений различных паттернов поведения, а также выявить длительность пребывания животных в различных состояниях. Кроме того, данный анализ обеспечил проверку потенциальных недостатков данных, которые могут повлиять на качество последующего обучения нейронной сети.

На рисунке 1 представлен график суммарного времени пребывания животных в различных состояниях, по оси ординат значения указаны в часах. Можно заметить, что состояния «Руминация» и «Лежание» на порядок превалируют в сравнении

с остальными состояниями, количественно они составили по 760 часов. Паттерн «Нет руминации» часто наблюдался, численно он был равен 320 часов. Реже отмечались такие состояния животных, как: «Водопотребление», «Неподвижное стояние» и «Проявление интереса к соседней корове». Их частотность варьировала от 9 до 17 часов. Самым редким событием являлось «Удары рогами о предмет», около 1,5 часов.

Таким образом, становится понятно, что для качественного обучения нейронной сети необходимо разметить дополнительное количество видеоданных по редко проявляемым действиям, чтобы привести в соответствие все рассматриваемые паттерны.

Ниже представлена модель совместных состояний животных, которая отражает прямую одновременную связь одних действий животных с другими действиями [11]. В модели эти связи обозначены взаимнообратными стрелками, что отража-

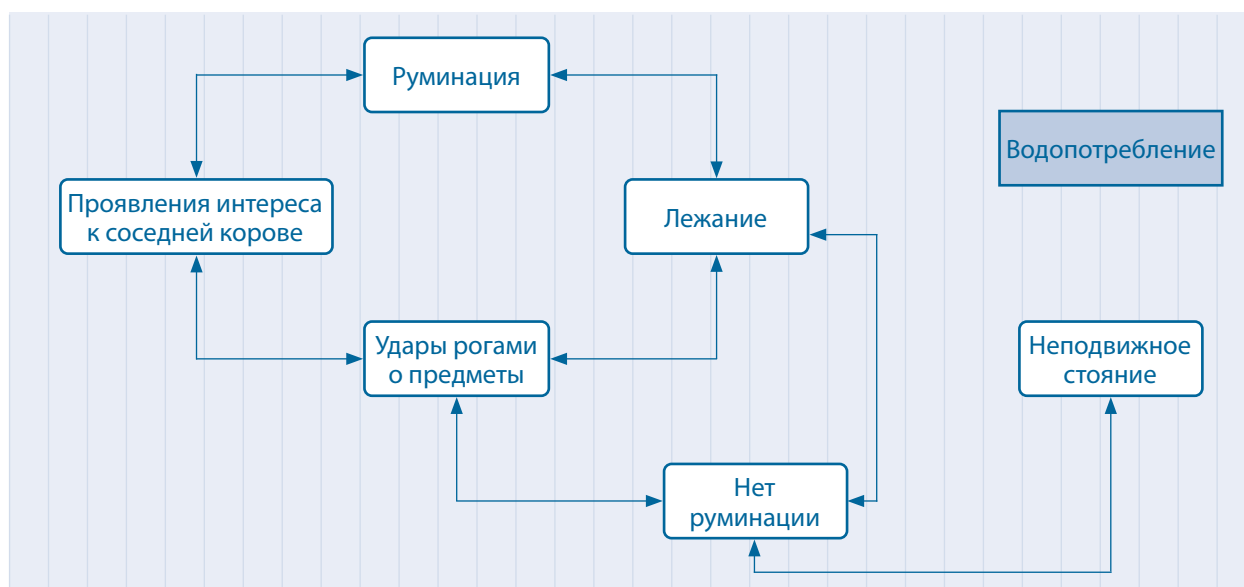


Рис. 2. Модель совместных состояний КРС

ет их совместность. В случае отсутствия связи события — не совместны (рис. 2). Таким образом, выявляются два круга возможных одновременных состояний: первый — «Руминация» ↔ «Лежание» ↔ «Удары рогами о предмет» ↔ «Проявление интереса к соседней корове»; второй — «Лежание» ↔ «Удары рогами о предмет» ↔ «Нет руминации». Отдельно отмечают совместные состояния между паттернами «Нет руминации» и «Неподвижное стояние». Паттерн «Водопотребление» является самостоятельным и несовместным.

Данная модель представляет собой алгоритм поведенческих состояний животных, который необходим для правильного обучения нейронной сети. В случае успешного обучения нейронная сеть должна распознавать одновременно происходящие действия животных разной направленности.

Следующим важным этапом являлось пробное обучение нейросети по детекции коров. Обучение проводилось на 1880 часах аннотированных видеоданных с помощью аппарата искусственных нейронных сетей со сверточными слоями на базе архитектуры YOLOv10. YOLO — это одноэтапный детектор, который выполняет идентификацию и классификацию объектов за один проход по сети. Преимущества этого де-

тектора при решении задачи обнаружения с помощью одноэтапного регрессионного прохода для определения ограничивающих рамок заключаются в высокой скорости и компактности, что позволяет быстрее обучать модели и проще их внедрять, особенно на периферийных устройствах с ограниченными вычислительными ресурсами.

На рисунке 3 представлен конечный результат работы нейросети из семейства YOLO, который показывает, что нейросеть смогла правильно распознать животное «cow — корова» с точностью до 93–96%.

Следует отметить, что нейросеть справилась с заданием, несмотря на кардинальное отличие в положении и движении коров: первая корова лежит, голова опущена; вторая корова стоит, вытягивает шею; третья корова стоит, проявляет интерес к другой корове. Можно сделать вывод о том, что предварительные результаты обучения положительные, но требуются дальнейшие работы по улучшению распознавания животных в нетипичных позах и в условиях плохого или сложного освещения.

Заключение

Таким образом, представленный перечень функциональных состояний КРС позволит выявить аномальное, нехарактерное

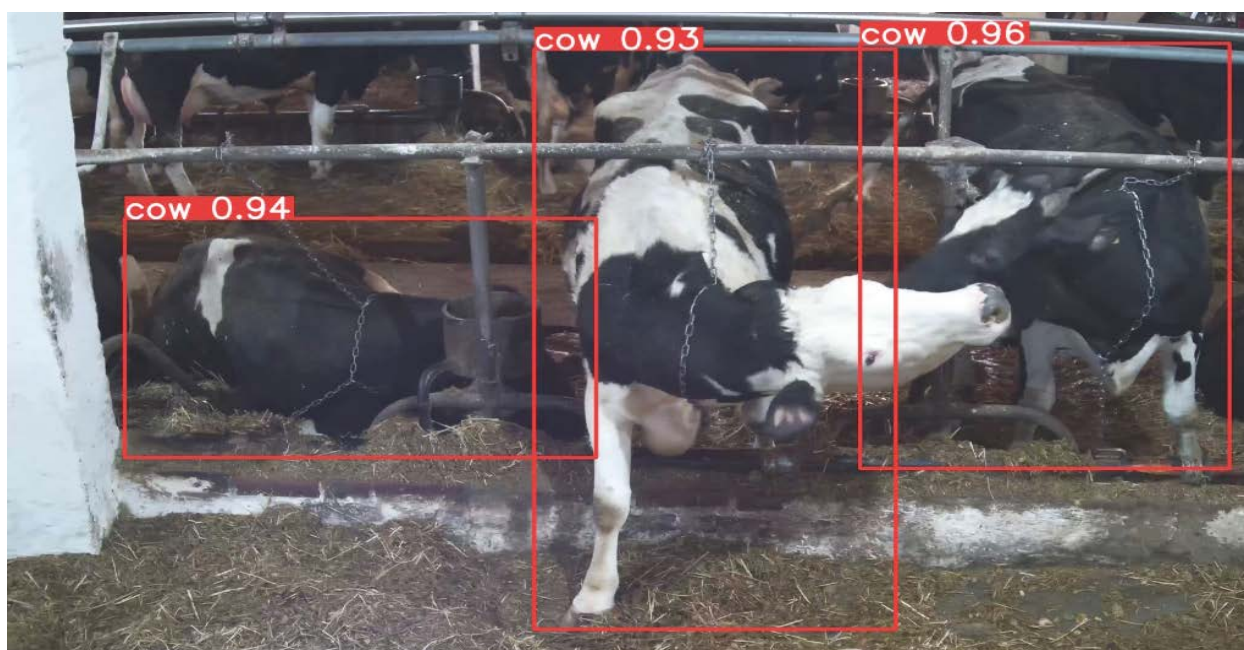


Рис. 3. Результат работы нейросети

норме поведение животных. Размеченные видеоданные по выделенным паттернам являются прототипом алгоритмов диагностики функциональных состояний животных и могут использоваться для обучения и тестирования глубокой нейронной сети. По частоте проявлений различных паттернов поведения установлены предварительные показатели их временных характеристик и построена модель совместных состояний животных, что представляет интерес в анализе нормальности или аномальности поведения животных КРС.

Данная разработка позволит обеспечить непрерывный в течение суток мониторинг за действиями животных. С помощью мониторинга можно оперативно реагировать на потенциальные проблемы, что способ-

ствует снижению уровня заболеваемости и увеличению общей продуктивности стада. Применяться указанная система может в товарных животноводческих хозяйствах любого уровня.

Кроме того, алгоритмы ИИ помогают не только в анализе текущих данных, но и в создании прогнозов, на основе которых можно принимать более осознанные управленческие решения. В связи с этим актуальность аналитических платформ, способных оценивать эффективность работы каждой части хозяйства и предоставлять рекомендации, возрастает всё сильнее. Инвестирование в эти технологии сможет обеспечить конкурентные преимущества для российских фермеров как на внутреннем, так и на международном рынках.

ЛИТЕРАТУРА

1. Sorokina V., Ablameyko S. Data Augmentation Method to Improve the Quality of E-commerce Image Recognition // Reliability Engineering and Computational Intelligence. Studies in Computational Intelligence. 2021. Vol. 976. P. 237–244. DOI: 10.1007/978-3-030-74556-1_14.
2. Dawkins M.S. Does Smart Farming Improve or Damage Animal Welfare? Technology and What Animals Want // Frontiers in Animal Science. 2021. Vol. 2. Art. 736536. P. 64–68. DOI: 10.3389/fanim.2021.736536.
3. Li Y., Zhou L., Yan H., Shan Y., Zheng C., Liu Y., Zuo X., Qiao B. Aircraft Detection for Remote Sensing Images Based on Deep Convolutional Neural Networks // Journal of Electrical and Computer Engineering. 2021. No. 2. P. 1–16. DOI: 10.1155/2021/4685644.

4. Ye S., Bohush R., Chen C., Chen H. Person Tracking and Reidentification for Multicamera Indoor Video Surveillance Systems // Pattern Recognition and Image Analysis. 2020. Vol. 30, No. 4. P. 827–837. DOI: 10.1134/S1054661820040136.
5. Галкин А.И. Применение нейросетей и технологий больших данных в сельском хозяйстве: повышение эффективности и устойчивости агропроизводства // Аграрная наука. 2025. № 4. С. 167–171. DOI: 10.32634/0869-8155-2025-393-04-167-171.
6. Kumar S., Pandey A., Kondamudi S., Singh S. K. [et al.] Deep Learning Framework for Recognition of Cattle Using Muzzle Point Image Pattern // Measurement. 2017. Vol. 116. P. 1–17. DOI: 10.1016/j.measurement.2017.10.064.
7. Порцев Р.Ю., Макаренко А.В. Особенности инициализации сверточных слоев с функцией активации Relu в нейросетевых моделях для распознавания шумовых сигналов // Труды 14-го Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ-2024). 2024. С. 3071–3076. EDN: DDFCLK.
8. Musall S., Urai A., Sussillo D., Churchland A. Harnessing Behavioral Diversity to Understand Circuits for Cognition // Current Opinion in Neurobiology. 2019. Vol. 58. P. 229–238. DOI: 10.48550/arXiv.1906.09622.
9. Макаренко А.В., Галкин В.А., Порцев Р.Ю. Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ № 2021680716 РФ; Запат. 14.12.2021.
10. Wang C.-Y., Bochkovskiy A., Liao H. YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors // 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2023. P. 7454–7475. DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.00721.
11. Михайленко И.И., Нерубенко О.Е., Мещеряков О.Д. Процесс сегментации видеоданных для обучения глубоких нейронных сетей автоматическому распознаванию функциональных состояний КРС // Аграрная Россия. 2024. № 4. С. 33–36. DOI: 10.30906/1999-5636-2024-4-33-36.

Creating a Training Dataset for Assessing the Functional States of Cattle

Irina Ivanovna Mikhailenko — Candidate of Biological Sciences, Researcher at the Laboratory of Intelligent Agricultural Technologies, Belgorod Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences.
E-mail: ira-mik86@yandex.ru

Oleg Dmitrievich Meshcheryakov — Candidate of Agricultural Sciences, Researcher at the Laboratory of Intelligent Agricultural Technologies, Belgorod Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences.
E-mail: meshe.64@mail.ru

Andrey Igorevich Litvinov — Junior Researcher at the Laboratory of Intelligent Agricultural Technologies, Belgorod Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences.
E-mail: zemledel-it@yandex.ru

This article examines the analysis of possible behavioral states of cattle animals that are functionally suitable for the formation of a dataset that trains and tests neural networks. The video recordings on the basis of which the patterns were marked were taken from automated video equipment installed in a livestock facility. Based on the frequency of manifestations of various patterns of behavior, preliminary indicators of their temporal characteristics have been established and a model of joint animal states has been constructed. The results of the initial trial training of neural networks are presented.

Keywords: digitalization, automation, artificial intelligence, neural networks, machine vision, recognition of actions

REFERENCES

1. Sorokina V., Ablameyko S. Data Augmentation Method to Improve the Quality of E-commerce Image Recognition // Reliability Engineering and Computational Intelligence. Studies in Computational Intelligence. 2021. Vol. 976. P. 237–244. DOI: 10.1007/978-3-030-74556-1_14.
2. Dawkins M.S. Does Smart Farming Improve or Damage Animal Welfare? Technology and What Animals Want // Frontiers in Animal Science. 2021. Vol. 2. Art. 736536. P. 64–68. DOI: 10.3389/fanim.2021.736536.
3. Li Y., Zhou L., Yan H., Shan Y., Zheng C., Liu Y., Zuo X., Qiao B. Aircraft Detection for Remote Sensing Images Based on Deep Convolutional Neural Networks // Journal of Electrical and Computer Engineering. 2021. No. 2. P. 1–16. DOI: 10.1155/2021/4685644.
4. Ye S., Bohush R., Chen C., Chen H. Person Tracking and Reidentification for Multicamera Indoor Video Surveillance Systems // Pattern Recognition and Image Analysis. 2020. Vol. 30, No. 4. P. 827–837. DOI: 10.1134/S1054661820040136.
5. Galkin A.I. Primenenie neyrosetey i tekhnologiy bolshikh dannykh v selskom khozyaystve: povyshenie effektivnosti i ustoychivosti agroproduktov // Agrarnaya nauka. 2025. № 4. S. 167–171. DOI: 10.32634/0869-8155-2025-393-04-167-171 (in Russian).
6. Kumar S., Pandey A., Kondamudi S., Singh S.K. [et al.] Deep Learning Framework for Recognition of Cattle Using Muzzle Point Image Pattern // Measurement. 2017. Vol. 116. P. 1–17. DOI: 10.1016/j.measurement.2017.10.064.
7. Portsev R.Yu., Makarenko A.V. Osobennosti inicializatsii svertochnykh sloev s funktsiyey aktivatsii Relu v neyrosetevykh modelyakh dlya raspoznavaniya shumovykh signalov // Trudy 14-go Vserossiyskogo soveshchaniya po problemam upravleniya (VSPU-2024). 2024. S. 3071–3076. EDN: DDFCLK (in Russian).
8. Musall S., Urai A., Sussillo D., Churchland A. Harnessing Behavioral Diversity to Understand Circuits for Cognition // Current Opinion in Neurobiology. 2019. Vol. 58. P. 229–238. DOI: 10.48550/arXiv.1906.09622.
9. Makarenko A.V., Galkin V.A., Portsev R.Yu. Svidetelstvo o gos. registratsii programmy dlya EVM № 2021680716 RF; Zareg. 14.12.2021 (in Russian).
10. Wang C.-Y., Bochkovskiy A., Liao H. YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors // 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2023. P. 7454–7475. DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.00721.
11. Mikhaylenko I.I., Nerubenko O.E., Meshcheryakov O.D. Protsess segmentatsii videodannykh dlya obucheniya glubokikh neyronnykh setey avtomaticheskomu raspoznavaniyu funktsionalnykh sostoyaniy KRS // Agrarnaya Rossiya. 2024. № 4. S. 33–36. DOI: 10.30906/1999-5636-2024-4-33-36 (in Russian).

Images and tables

Table 1

List of patterns to be studied

Pattern 1	"Rumination"
Pattern 2	"No rumination"
Pattern 3	"Drinking"
Pattern 4	"Lying down"
Pattern 5	"Standing still"
Pattern 6	"Banging horns on objects"
Pattern 7	"Showing interest in the neighboring cow"

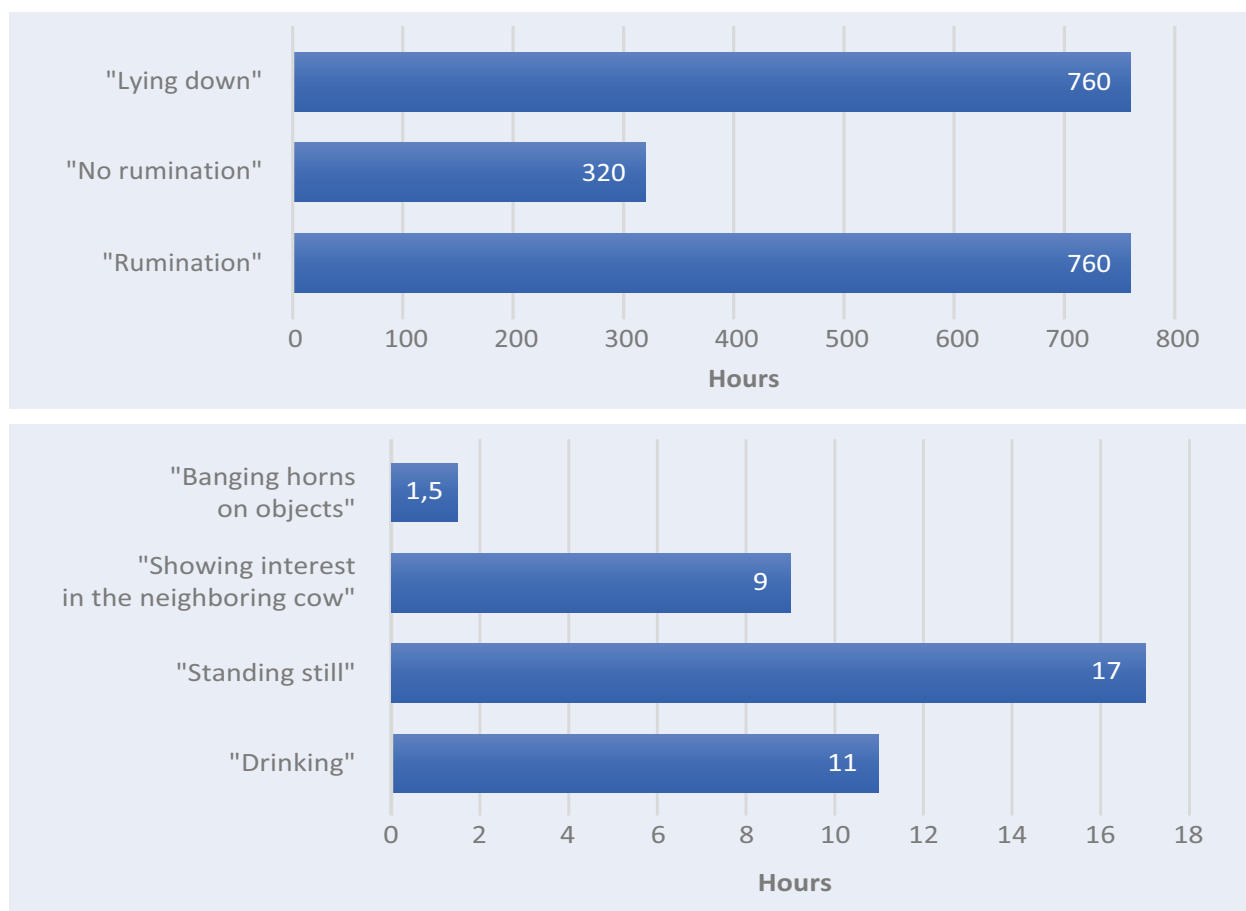


Fig. 1. Graph of the total time spent by cattle in different states

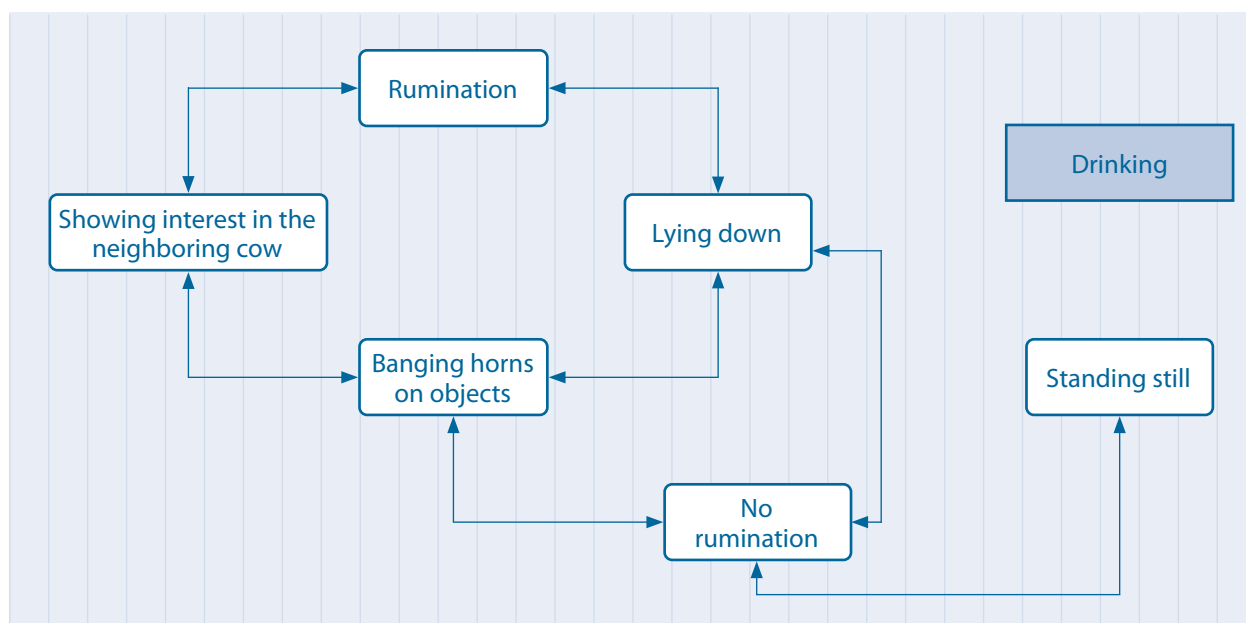


Fig. 2. Model of joint states of cattle



Fig. 3. Result of the neural network operation