Природные ресурсы Арктики и Субарктики / Arctic and Subarctic Natural Resources. 2025;30(3):480–485

УДК 636.294:004.891
https://doi.org/10.31242/2618-9712-2025-30-3-480-485

CC BY 4.0

Оригинальная статья

Система автоматизированного мониторинга фенотипических характеристик северных оленей (*Rangifer tarandus*) на основе технологий AutoML

В. А. Соболевский, К. А. Лайшев✉

Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук,
г. Санкт-Петербург, Российская Федерация
✉*layshev@mail.ru*

Аннотация

Современные системы автоматизированного мониторинга, применяемые в животноводстве и природоохранной деятельности, требуют эффективных методов компьютерного зрения для отслеживания характеристик животных. Настоящее исследование представляет систему автоматизированного мониторинга состояния животных на базе сверточной нейронной сети YOLOv11. Оценка проводилась на специализированных наборах данных, содержащих изображения оленей и соответствующие им заранее измеренные характеристики. С использованием программной платформы AutoGenNet автоматизированы процессы оптимизации гиперпараметров и конфигураций архитектур, что позволяет упростить и ускорить адаптацию предложенной модели для мониторинга разных видов животных. Результаты демонстрируют эффективность использования YOLOv11 для решения рассмотренной задачи. Исследование подтверждает эффективность AutoGenNet в автоматизации создания моделей мониторинга фенотипических характеристик северных оленей (*Rangifer tarandus*), позволяя упростить и ускорить внедрение систем искусственного интеллекта в современное животноводство. Полученные биометрические данные позволяют рассчитывать производно-оценочные показатели (живая масса, мышечная масса, репродуктивный потенциал), формируя основу для управленческих решений. Важнейшим достижением является реализация принципа бесконтактного мониторинга, исключающего стресс-факторы фиксации животных и обеспечивающего соответствие стандартам биоэтики. Успешная апробация на северных оленях, представляющих собой комплексный биологический эталон из-за экстремальной изменчивости признаков, гарантирует переносимость метода на другие виды сельскохозяйственных животных (свиньи, овцы и т. д.) в менее требовательных условиях. Реализованная система автоматизированного мониторинга фенотипических характеристик северных оленей, основанная на архитектуре YOLOv11 и платформе AutoGenNet, подтвердила свою технологическую состоятельность и практическую значимость.

Ключевые слова: северный олень, фенотипические показатели, моделирование, глубокое обучение, распознавание объектов, AutoML, YOLOv11

Финансирование. Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда №24-16-20017, https://rscf.ru/project/24-16-20017/, и Санкт-Петербургского научного фонда.

Благодарности. Организации за финансовую поддержку; рецензенту за рекомендации, коллегам за оказанную помощь.

Для цитирования: Соболевский В.А., Лайшев К.А. Система автоматизированного мониторинга фенотипических характеристик северных оленей (*Rangifer tarandus*) на основе технологий AutoML. *Природные ресурсы Арктики и Субарктики*. 2025;30(3):480–485. https://doi.org/10.31242/2618-9712-2025-30-3-480-485

© Соболевский В. А., Лайшев К. А., 2025

Original article

An automated monitoring system for phenotypic characteristics of Reindeer (*Rangifer tarandus*) using AutoML technologies

Vladislav A. Sobolevsky, Kasim A. Laishev✉

Saint Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences,
Saint Petersburg, Russian Federation
✉*layshev@mail.ru*

Abstract
Contemporary automated monitoring systems in animal husbandry and environmental protection rely on advanced computer vision methods to evaluate animal traits. This research introduces an automated animal condition monitoring system using the YOLOv11 convolutional neural network. The system was tested on specialized datasets featuring images of deer alongside their pre-measured attributes. Through the AutoGenNet software platform, processes such as hyperparameter tuning and architecture configuration were automated, streamlining and accelerating the adaptation of the model for monitoring various animal species. The findings highlight the effectiveness of YOLOv11 for this application. Additionally, the study validates AutoGenNet's role in automating the development of models for monitoring reindeer phenotypic characteristics, supporting the integration of AI systems in modern animal husbandry. The biometric data obtained allow for the calculation of derivative metrics—like live weight, muscle mass, and reproductive potential—that inform management decisions. A significant accomplishment is the deployment of contactless monitoring, which removes stress linked to animal handling and adheres to bioethical standards. Successful trials on reindeer, which pose a complex biological challenge due to high variability in characteristics, ensure the method's applicability to other livestock (such as pigs and sheep) under less stringent conditions. The developed automated monitoring system for reindeer phenotypic characteristics, based on YOLOv11 and AutoGenNet, has proven both technologically feasible and practically valuable.

Keywords: reindeer, phenotypic metrics, modeling, deep learning, object recognition, AutoML, YOLOv11
Funding. This study was supported by the Russian Science Foundation (grant No. 24-16-20017, https://rscf.ru/project/24-16-20017/), and the St. Petersburg Science Foundation.
Acknowledgements. We thank the organizations for their financial support, the reviewer for valuable recommendations, and our colleagues for their assistance.
For citation: Sobolevsky V.A., Laishev K.A. An automated monitoring system for phenotypic characteristics of Reindeer (*Rangifer tarandus*) using AutoML technologies. *Arctic and Subarctic Natural Resources*. 2025;30(3):480–485. (In Russ.); https://doi.org/10.31242/2618-9712-2025-30-3-480-485

Введение

Внедрение автоматизированных систем мониторинга физиологических и продуктивных характеристик животных представляет собой критически важное направление цифровизации современного агропромышленного комплекса. Традиционные методы визуальной оценки поголовья становятся экономически и технологически несостоятельными в условиях крупных фермерских хозяйств [14], где численность стад превышает тысячи голов, а требования к точности управленческих решений экстраполируются на уровень отдельных особей. Ручной сбор данных о динамике веса, двигательной активности, состоянии кожных покровов или репродуктивных признаках сопряжен с существенными трудозатратами, субъективизмом оценок и рисками пропуска патологий на ранних стадиях. Автоматизация этих процессов посредством компьютерного зрения решает фундаментальную проблему оперативного получения объективных метрик в непрерывном режиме, что недостижимо при использовании периодических выборочных замеров [2, 3, 7].

Экономическая целесообразность таких систем обусловлена их прямым влиянием на ключевые производственные показатели. Точное определение индивидуальных норм кормления на

основе автоматической оценки упитанности по фото или видеоданным позволяет сократить перерасход кормов, минимизируя себестоимость продукции.

Биологическая значимость автоматизации проявляется в минимизации стресс-факторов при контроле состояния животных. Бесконтактные технологии исключают необходимость фиксации особей для взвешивания или осмотра. Экологический аспект связан с возможностью мониторинга выбросов метана через корреляцию с характеристиками пищеварения, оцениваемыми по визуальным признакам. Переход к прецизионному животноводству на основе объективных данных позволяет повысить уровень продовольственной безопасности, экономической устойчивости и соблюдения стандартов ответственного животноводства в глобальном масштабе.

Материалы и методы

Алгоритмическое и программное обеспечение. Основой для предлагаемой системы автоматизированного мониторинга характеристик животных предложена архитектура сверточной нейронной сети YOLOv11 [9]. Она представляет собой современную эволюцию архитектур семейства You Only Look Once, демонстрирующую значительные улучшения в задачах компьютерного зрения, особенно в области распознавания характеристик объектов [5, 6, 8]. Модель сочетает усовершенствованную архитектуру с оптимизированными процессами обучения, обеспечивая высокую точность локализации и классификации при сохранении вычислительной эффективности. Ключевым достижением YOLOv11 является внедрение усовершенствованного блока Cross Stage Partial, который оптимизирует скорость обработки данных и улучшает извлечение пространственных признаков. Этот архитектурный элемент критически важен для детального анализа характеристик объектов, к примеру, таких как форма и текстура коров, что подтверждается тестированием модели YOLO11 на наборе данных COw LOcalization (COLO) [4].

Многозадачность архитектуры YOLOv11 расширяет ее применимость для комплексного анализа характеристик. Поддержка режимов сегментации экземпляров (YOLO11-seg), оценки позы (YOLO11-pose) и ориентированного детектирования (YOLO11-obb) позволяет решать взаимосвязанные задачи одновременно. Например, при мониторинге животных модель может одновременно детектировать особей, сегментировать их контуры для оценки морфометрии и анализировать позу для выявления поведенческих паттернов.

Несмотря на преимущества, эффективность YOLOv11 варьируется в зависимости от типа решаемой задачи. Модели на базе двухэтапных архитектур (например, Faster R-CNN [10] или VGG19 [11]) превосходят YOLOv11 в сценариях, требующих экстремально детального анализа текстур или семантической сегментации высокого разрешения, что обусловлено их способностью к итеративному уточнению признаков. Однако для большинства прикладных задач, где баланс между скоростью и точностью критичен, YOLOv11 остается оптимальным выбором. Исходя из описанных причин, именно архитектура YOLOv11 была выбрана для решения поставленной задачи.

Эффективность модели в условиях ограниченных наборов обучающих данных обеспечивается за счет интеграции методов автоматизированного машинного обучения (AutoML). Платформа AutoGenNet [12] реализует модифицированный генетический алгоритм для оптимизации гиперпараметров и конфигураций архитектуры. Это позволяет быстро адаптировать YOLOv11 к распознаванию характеристик разных животных. Также использование этой платформы позволяет реализовывать полнофункциональное программное обеспечение на базе обученной модели YOLOv11 без привлечения специалистов в машинном обучении. Все это позволяет снизить затраты и ускорить развертывание систем искусственного интеллекта в животноводстве [1, 13].

Обучающие данные. Северные олени представляют собой уникальный и высокорелевантный объект для валидации систем автоматизированного распознавания характеристик животных в силу комплекса биологических, экологических и технологических факторов. Их морфофизиологические адаптации к экстремальным условиям Арктики формируют широкий спектр визуально детектируемых признаков, создающих идеальные условия для стресс-тестирования алгоритмов компьютерного зрения. Сезонная динамика мехового покрова, варьирующаяся от густого белого зимнего до темного летнего окраса, предоставляет естественную модель для оценки устойчивости систем к изменениям текстуры и цвета. Полиморфизм роговой системы, проявляющийся в половых, возрастных и сезонных различиях, формирует сложный объект для распознавания морфометрических параметров.

Практическая значимость создания системы автоматизированного распознавания характеристик северных оленей определяется экономическими и экологическими особенностями северных регионов. Мониторинг упитанности через анализ объемов мышечной массы позволяет точно прогнозировать продуктивность стад, что критично для управления кормовой базой в условиях лимитированных пастбищных ресурсов. Автоматизация определения половозрастной структуры популяций решает проблему неинвазивной оценки репродуктивного потенциала, заменяя травматичные методы отлова. Компьютерное выявление патологий по текстуре кожных покровов обеспечивает раннюю диагностику, сокращая потери от падежа.

На основании приведенных причин для тестирования системы был выбран массив из 60 снимков северных оленей, полученных в ямальском опытном стаде (см. рисунок).

Пример снимка северного оленя из обучающей выборки

An example of a reindeer image from the training dataset

Результаты и обсуждение

Имеющийся обучающий набор был разбит на две подвыборки – обучающую (40 снимков) и тестовую (20 снимков). При этом в тестовой выборке присутствовали олени, которых не было в обучающей выборке. Это позволило повысить шанс выявления переобучения модели. В качестве распознаваемых параметров северных оленей были выбраны: высота в холке (см); обхват груди (см); длина туловища (см); высота в локте (см); глубина груди (см); ширина груди (см); ширина в маклаках (см).

Данный набор параметров был выбран исходя из того, что они визуально различимы и могут быть выявлены моделью, с одной стороны, и могут использоваться для расчета вычисляемых параметров оленей (вес, количество мышечной массы, возраст и т. д.) с другой. Часть результатов тестирования обученной модели и итоговые метрики приведены в таблице.

Представленные в таблице результаты тестирования показывают, что модель распознавала характеристики животного на изображении со средней ошибкой в 2 см. Это говорит о применимости модели для поставленной задачи.

Использование AutoGenNet в представленной задаче позволило повысить эффективность использования ресурсов. Модели YOLOv11 генерировались в автоматическом режиме, без привлечения специалистов в машинном обучении. В совокупности с достигнутой точностью это позволяет говорить о применимости предложенного подхода в животноводстве для мониторинга характеристик различных животных.

Заключение

Реализованная система автоматизированного мониторинга характеристик северных оленей, основанная на архитектуре YOLOv11 и платформе AutoGenNet, подтвердила свою технологическую состоятельность и практическую значимость. Экспериментальная валидация на специализированном наборе изображений ямальского стада продемонстрировала способность системы к точ-

Результаты тестирования модели распознавания характеристик животных

Results of the evaluation of the animal characteristics recognition model

Параметры	Фенотипические показатели, см						
	Высота в холке	Обхват груди	Косая длина тул.	Высота в локте	Глубина груди	Ширина груди	Ширина в маклоках
Реальные параметры оленя № 1	101	126	109	53	48	28	26
Спрогнозированные параметры оленя № 1	105	130	108	56	48	29	25
Реальные параметры оленя № 2	102	132	104	54	48	30	27
Спрогнозированные параметры оленя № 2	102	132	104	54	48	30	27
Среднеквадратичная ошибка распознавания параметра по всей тестовой выборке	3,1	2,4	3,3	1,7	0,4	1,2	2,1

ному распознаванию семи ключевых биометрических параметров со средней абсолютной ошибкой 2 см при работе на ранее незнакомых особях. Данный результат достигнут в условиях экстремально ограниченного объема обучающих данных (40 изображений), что подтверждает эффективность применения модифицированного генетического алгоритма AutoGenNet для автоматической оптимизации гиперпараметров и архитектурных конфигураций YOLOv11. Каскадная обработка изображений, обеспечивающая одновременную сегментацию контуров и регрессию морфометрических показателей, устранила необходимость ручного измерения, снизив временные затраты на мониторинг по сравнению с традиционными методами.

Выбор YOLOv11 в качестве базовой архитектуры доказал свою обоснованность в контексте требований прецизионного животноводства. Полученные биометрические данные позволяют рассчитывать производно-оценочные показатели (живая масса, мышечная масса, репродуктивный потенциал), формируя основу для управленческих решений. Важнейшим достижением является реализация принципа бесконтактного мониторинга, исключающего стресс-факторы фиксации животных и обеспечивающего соответствие стандартам биоэтики.

Платформа AutoGenNet продемонстрировала решающую роль в преодолении кадрового дефицита: автоматизация процессов обучения и оптимизации моделей позволила развернуть систему без привлечения специалистов в области машинного обучения, сократив сроки внедрения. Это подтверждает тезис о технологической доступности решений на базе AutoML для животноводческих предприятий. Успешная апробация на северных оленях, представляющих собой комплексный биологический эталон из-за экстремальной изменчивости признаков, гарантирует переносимость метода на другие виды сельскохозяйственных животных (свиньи, овцы и т. д.) в менее требовательных условиях.

Список литературы / References

1. Соболевский В.А., Лайшев К.А. Автоматические системы мониторинга животных на основе технологий AutoML. *Нормативно-правовое регулирование в ветеринарии.* 2024;(3): 114–116. https://doi.org/10.52419/issn2782-6252.2024.3.114

Sobolevsky V.A., Laishev K.A. Automatic animal monitoring systems based on AutoML technologies. *Legal Regulation in Veterinary Medicine*. 2024;(3):114–116. (In Russ.) https://doi.org/10.52419/issn2782-6252.2024.3.114

2. Chelotti J.O., Martinez-Rau L.S., Ferrero M., et al. Livestock feeding behaviour: A review on automated systems for ruminant monitoring. *Biosystems Engineering.* 2024;246:150–177. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2024.08.003

3. Chen T., Zheng H., Chen J., et al. Novel intelligent grazing strategy based on remote sensing, herd perception and UAVs monitoring. *Computers and Electronics in Agriculture.* 2024;219:108807. https://doi.org/10.1016/j.compag.2024.108807

4. Das M., Ferreira G., Chen C.P.J. Evaluating model generalization for cow detection in free-stall barn settings: Insights from the COw LOcalization (COLO) dataset. *Smart Agricultural Technology.* 2025;11:101054. https://doi.org/10.1016/j.atech.2025.101054

5. Djedidi M., Hassen M.B., Mrad H., Koubaa A. Real time contaminants detection in wood panel manufacturing process using YOLO algorithms. *Procedia Computer Science.* 2025; 253:1226–1235. https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.01.184

6. Hu S., Tang G., Yu K., et al. Embedded YOLO v8: Real-time detection of sugarcane nodes in complex natural environments by rapid structural pruning method. *Measurement.* 2025; 242:116291. https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.116291

7. Leliveld L.M.C., Brandolese C., Grotto M., et al. Real-time automatic integrated monitoring of barn environment and dairy cattle behaviour: Technical implementation and evaluation on three commercial farms. *Computers and Electronics in Agriculture.* 2024;216:108499.

8. Nandal P., Mann P., Bohra N., et al. Tropical cyclone intensity estimation based on YOLO-NAS using satellite images in real time. *Alexandria Engineering Journal.* 2025;113:227–241. https://doi.org/10.1016/j.aej.2024.10.072

9. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. In: *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Las Vegas, NV, USA; 2016, pp. 779–788. https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91.2016:779-788.

10. Ren S., He K., Girshick R., Sun J. Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. *Computer Vision and Pattern Recognition. 2015;arXiv:1506.01497v3 [cs].* https://doi.org/10.48550/arXiv.1506.01497

11. Simonyan K., Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. *International Conference on Learning Representations 2015. arXiv:1409.1556 [cs.CV].* https://doi.org/10.48550/arXiv.1409.1556

12. Sobolevskii V. Creation of automatic monitoring systems using AutoML technologies. In: Ilin, I., Youzhong, M. (eds) *Digital Systems and Information Technologies in the Energy Sector. Lecture Notes in Networks and Systems*. Vol. 1244. Springer, Cham; 2025. https://doi.org/10.1007/978-3-031-80710-7_29

13. Соболевский В.А., Колпащиков Л.А., Розенфельд С.Б., Михайлов В.В. Мониторинг крупных позвоночных арктической фауны с использованием интеллектуальной технологии AutoML. *Зоологический журнал*. 2025;104(3):112–122. https://doi.org/10.31857/S0044513425030095.

Sobolevskii V.A., Kolpaschikov L.A., Rozenfeld S.B., Mikhailov V.V. Monitoring larger vertebrates of the Arctic fauna using intelligent AutoML technology. *Zoologičeskij žurnal*. 2025; 104(3):112–122. https://doi.org/10.31857/S0044513425030095

14. Xu P., Zhang Y., Ji M., et al. Advanced intelligent monitoring technologies for animals: A survey. *Neurocomputing.* 2024;585:127640. https://doi.org/10.1016/j.neucom.2024.127640

Об авторах

СОБОЛЕВСКИЙ Владислав Алексеевич, кандидат технических наук, старший научный сотрудник, https://orcid.org/0000-0001-7685-4991, Scopus Author ID: 57204686470, SPIN: 1659-5622, email: arguzd@yandex.ru

ЛАЙШЕВ Касим Анверович, доктор ветеринарных наук, главный научный сотрудник, профессор, академик РАН, https://orcid.org/0000-0003-2490-6942, SPIN: 1839-1453, e-mail: layshev@mail.ru

Вклад авторов

Соболевский В.А. – разработка концепции, методология, проведение статистического анализа, проведение исследования, создание черновика рукописи; **Лайшев К.А.** – методология, проведение исследования, редактирование рукописи, визуализация

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

About the authors

SOBOLEVSKY, Vladislav Alekseevich, Cand. Sci. (Eng.), Senior Researcher, https://orcid.org/0000-0001-7685-4991, Scopus Author ID: 57204686470, SPIN: 1659-5622, e-mail: arguzd@yandex.ru

LAISHEV, Kasim Anverovich, Dr. Sci. (Vet.), Chief Researcher, Professor, Academician of the Russian Academy of Sciences, https://orcid.org/0000-0003-2490-6942, SPIN: 1839-1453, e-mail: layshev@mail.ru

Authors' contribution

Sobolevsky V.A. – conceptualization, methodology, formal analysis, investigation, writing – original draft; **Laishev K.A.** – methodology, investigation, writing – review & editing, visualization

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest.

Поступила в редакцию / Submitted 19.06.2025
Поступила после рецензирования / Revised 23.07.2025
Принята к публикации / Accepted 30.07.2025