

**АВТОМАТИЗАЦИЯ ПЕРВИЧНОЙ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА  
НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИЙ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ**

**Афони́на Ю.С.<sup>1</sup>**

**Научный руководитель – к.ф.-м.н., доцент ВШЦК, Самарин А.В.<sup>1</sup>**

<sup>1</sup>Университет ИТМО  
iuliaafonina@niuitmo.ru

Работа выполнена в рамках темы НИР № 640113 «AI Proctor – автоматизированная система прокторинга на основе методов искусственного интеллекта».

**Введение**

Фотоловушки являются одним из ключевых инструментов экологического мониторинга и позволяют масштабировать наблюдения за популяциями диких животных в естественной среде. Массовое внедрение таких систем приводит к накоплению сотен тысяч изображений, что делает ручную обработку узким местом анализа и ограничивает полноту использования собранных данных. Проблема масштабирования обработки данных фотоловушек и интеграции методов искусственного интеллекта в природоохранные исследования активно обсуждается в научной литературе [1, 7]. Несмотря на прогресс в области компьютерного зрения, универсальные модели демонстрируют снижение устойчивости при работе с данными, полученными в реальных полевых условиях, что отмечается в ряде исследований [2, 5]. В этой связи актуальной является разработка автоматизированной методики первичной обработки данных фотоловушек с учётом доменной и региональной специфики.

**Основная часть**

В качестве исходных данных использованы архивы фото- и видеоматериалов ФГБУ «Заповедное Прибайкалье». На этапе предобработки выполнено разбиение видеозаписей на отдельные кадры с использованием ffmpeg, после чего проведена очистка массива: удаление дубликатов на основе евклидова расстояния между векторными представлениями изображений и исключение некорректных файлов. Подобные этапы подготовки данных рассматриваются как необходимое условие масштабной обработки в работах по автоматизации анализа данных фотоловушек [2, 6].

Ключевым этапом является автоматическое отделение изображений с животными от фоновых кадров. Для решения задачи детекции использована специализированная модель для фотоловушек, что соответствует подходам, описанным в [1, 8]. Детекция ограничивающих прямоугольников и оценка уверенности позволяют сформировать подмножества изображений с отсутствием животных, одиночными и множественными детекциями, обеспечивая структурирование исходного массива.

На этапе классификации проведён сравнительный анализ универсальных и специализированных подходов. Универсальные архитектуры глубокого обучения, применяемые к данным фотоловушек, демонстрируют чувствительность к доменному разрыву и условиям ночной инфракрасной съёмки [3, 9, 10]. Дополнительно в литературе отмечается различие результатов классификации при использовании целых изображений и обрезанных фрагментов [3]. В качестве альтернативы использованы специализированные модели, обученные на данных фотоловушек, что согласуется с выводами о целесообразности доменной адаптации моделей для задач охраны природы [4, 5].

Предложенная методика объединяет этапы предобработки, детекции и классификации и ориентирована на данные Байкальского региона, характеризующиеся специфическим видовым составом и недостаточным представлением в открытых

дасетах. В результате сформирован структурированный датасет объёмом 177 292 изображения, распределённых по 14 классам. Полученные данные могут быть использованы для последующего построения бенчмарков и проведения устойчивого экологического анализа, что соответствует современным требованиям к обработке размеченных данных фотоловушек [5].

### **Выводы**

Разработана автоматизированная методика первичной обработки данных экологического мониторинга на основе технологий компьютерного зрения, обеспечивающая масштабируемую детекцию и классификацию объектов в условиях реальной полевой съёмки. Показано, что применение одной универсальной модели не обеспечивает устойчивых результатов, тогда как комбинирование специализированных и универсальных решений с учётом региональной специфики позволяет повысить надёжность автоматической разметки. Работа демонстрирует применимость современных методов глубокого обучения для задач природоохранной аналитики и расширяет практику их доменной адаптации.

### **Литература**

1. Beery S., Morris D., Yang S. Efficient Pipeline for Camera Trap Image Review // arXiv:1907.06772. - 2019.
2. Vélez J. et al. Choosing an Appropriate Platform and Workflow for Processing Camera Trap Data using AI // arXiv:2202.02283. - 2022.
3. Gadot T. et al. To Crop or Not to Crop: Comparing Whole-Image and Cropped Classification on Camera Trap Images // IET Computer Vision. - 2024.
4. Ahumada J. A. et al. Pytorch-Wildlife: A Collaborative Deep Learning Framework for Conservation // arXiv:2405.12930. - 2024.
5. Whytock R. C. et al. Robust Ecological Analysis of Camera Trap Data Labelled by a Machine Learning Model // Methods Ecol. Evol. - 2021.
6. Vélez J. et al. An Evaluation of Platforms for Processing Camera-Trap Data using AI // Methods Ecol. Evol. - 2023.
7. Steenweg R. et al. Scaling-Up Camera Traps... // Frontiers in Ecol. Env. - 2017.
8. Norouzzadeh M. S. et al. Automatically Identifying, Counting, and Describing Wild Animals... // arXiv:1703.05830. - 2017.
9. Gomez A., Salazar A., Vargas F. Identification of Animal Species in Camera-trap Images... // arXiv:1603.06169. - 2016.
10. Young S., Rode-Margono J., Amin R. Software to Facilitate and Streamline Camera Trap Data Management // Ecology and Evolution. - 2018.

Афони́на Ю.С. \_\_\_\_\_

Самарин А.В. \_\_\_\_\_