

МОНИТОРИНГ КРУПНЫХ ПОЗВОНОЧНЫХ АРКТИЧЕСКОЙ ФАУНЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ ТЕХНОЛОГИИ AutoML

© 2025 В. А. Соболевский^{a,*}, Л. А. Колпащиков^{b,**}, С. Б. Розенфельд^{c,***}, В. В. Михайлов^{a,****}

^a Федеральное государственное бюджетное учреждение науки
“Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр” РАН,
Санкт-Петербург, 199178 Россия

^b Норильск, Федеральное государственное бюджетное учреждение
“Объединенная дирекция заповедников Таймыра”,
Норильск, 663000 Россия

^c Институт проблем экологии и эволюции имени А. Н. Северцова РАН, Москва, 119071 Россия

*e-mail: arguzd@yandex.ru

**e-mail: ntnt69@yandex.ru

***e-mail: rozenfeldbro@mail.ru

****e-mail: mwwcari@gmail.com

Поступила в редакцию 01.09.2024

После доработки 21.12.2024

Принята к публикации 12.01.2025

Представлена система распознавания и подсчета на фотоснимках, сделанных с легкого самолета, двух арктических видов животных: дикого северного оленя (*Rangifer tarandus* (Linnaeus, 1758)) и черной казарки (*Branta bernicla* (Linnaeus, 1758)). Распознающая система AutoGenNet построена на базе сверточной нейронной сети (СНС) архитектуры Mask R-CNN с применением концепции AutoML (Automated Machine Learning). В системе задействовано трансферное обучение, суть которого состоит в том, что на первом этапе система обучается распознавать разнообразные объекты с использованием стандартного массива снимков (около 328 тыс. изображений), затем дообучается на снимках целевых объектов. Такой подход позволяет уменьшить количество снимков целевых объектов с нескольких сотен тысяч при одноэтапном обучении до нескольких сотен при двухэтапном обучении. Синтез модели СНС на основе размеченных снимков в системе AutoGenNet выполняется автоматически. Для разметки изображений животных на фотоснимках и подготовки обучающей выборки разработана специальная программа Markup.

Первый этап обучения системы выполняется один раз специалистами по СНС и глубокому обучению. Второй этап обучения может выполняться многократно с целью дообучения системы, допустившей ошибки при распознавании объектов. Работу на этом этапе могут выполнять пользователи системы, не имеющие специального образования в области обучения СНС.

Возможны два варианта работы с системой – автономный режим при наличии необходимых вычислительных ресурсов или работа по сети Интернет с AutoGenNet, размещенной на серверах СПб ФИЦ РАН. Представленная в статье модель СНС была обучена на 100 снимках стад диких северных оленей. Ошибка распознавания оленей на независимом массиве данных составила около 18%. Для распознавания черных казарок использовалось 260 снимков стай птиц в разных средах – на суше, на воде и в воздухе. Ошибка распознавания составила около 32%. Система AutoGenNet является унифицированной в отношении объектов распознавания и может, без каких-либо изменений в программе, быть обучена распознавать другие виды животных, при условии их различимости на фотоснимках.

Ключевые слова: система распознавания, сверточные нейронные сети, трансферное обучение, северный олень, черная казарка

DOI: 10.31857/S0044513425030095, EDN: acrqrk

Для решения задач неистощительного использования и охраны популяций крупных позвоночных, обитающих в Арктике, необходимы актуальные данные о численности и половозрастном составе особей. Для видов, образующих скопления, результаты учетов в большинстве случаев — это серии фотографий стад или стай животных или фрагментов их скоплений, полученных с легких самолетов. Обработка данных мониторинга включает распознавание животных на фотоснимках и подсчет их числа. Рутинная ручная обработка фотоснимков требует достаточно больших затрат времени специалистов-зоологов. Так, обработка данных одного авиаучета диких северных оленей или гусеобразных на п-ове Таймыр занимает около трех месяцев. Задержка ограничивает возможности оперативного использования данных мониторинга для принятия управленческих решений. При этом для корректировки лимитов промыслового изъятия оленей на очередной сезон охоты данные о состоянии популяции должны быть получены через 1–2 недели после проведения авиаучета.

В таких условиях актуальной становится автоматизация обработки данных авиаучета, т.е. разработка автоматизированных систем распознавания и подсчета животных на фотоснимках. Применение таких систем позволит оптимизировать получение конечных результатов авиаучета. Задача усложняется тем, что при фотосъемке стад животные могут загораживать друг друга и при их автоматическом распознавании необходимо учитывать границы изображений животных и отделять особей друг от друга, а также от объектов фона. Поэтому в данной работе решается задача не детектирования объектов (object detection), а семантической сегментации (semantic segmentation).

Представленная в работе система автоматического распознавания объектов на фотографиях основана на использовании сверточных нейронных сетей (СНС). Такие сети в настоящее время представляют собой наиболее перспективный базис для создания компьютерных систем, предназначенных для распознавания биологических объектов. СНС являются специализированным классом архитектур искусственных нейронных сетей (ИНС), ориентированным преимущественно на обработку изображений и других данных, которые могут быть представлены в матричном формате. Одной из ключевых особенностей данного класса архитектур является наличие сверточных слоев, что позволяет учитывать не только сигналы, поступающие от отдельных входных нейронов, но и взаимосвязи между сигналами. Подобная организация сети делает ее особенно эффективной для анализа изображений, где критически важными являются не столько значения отдельных пикселей, сколько

их расположение друг относительно друга. На начальном этапе СНС обучается на большом количестве изображений с заранее размеченными объектами распознавания (эталоны). После завершения обучения сеть применяется для распознавания объектов данного класса в реальных условиях. Алгоритм распознавания объектов автоматически формируется в ходе обучения СНС по эталонам и инкапсулируется в структуру сети.

В настоящее время разработано множество архитектур СНС, которые представлены в открытом доступе и предназначены для решения задач распознавания и анализа больших массивов изображений. Эти архитектуры могут применяться в качестве структурных компонентов программных систем для ускорения и упрощения процессов разработки этих систем.

Для решения задачи распознавания и подсчета северных оленей и черных казарок по фотоснимкам использована архитектура Mask Regions with Convolution Neural Networks (MRCNN) (He et al., 2017). На момент начала работы над проектом данная архитектура являлась передовой в решении задач сегментации. В результате совмещения в MRCNN Faster R-CNN с модулем Mask Head данная архитектура и ее модификации до сих пор успешно справляются с задачами семантической сегментации изображений (Chen et al., 2024; Hou, Li, 2024).

ОБЪЕКТЫ РАСПОЗНАВАНИЯ И ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ

В качестве объектов распознавания взяты два типичных арктических вида — таймырский дикий северный олень тундрового подвида (*Rangifer tarandus taimyrensis* (Michurin, 1965)) и черная казарка номинативного (*Branta bernicla bernicla* (Linnaeus, 1758)) и тихоокеанского (*Branta bernicla nigricans* (Lawrence, 1846)) подвидов.

Дикий северный олень

В арктической зоне Российской Федерации важнейшим объектом государственного мониторинга является дикий северный олень — фоновый вид полярных экосистем с циркумполярным распространением. Все популяции диких северных оленей европейской части Российской Федерации, а также Гыданская, Белоостровская, Камчатская и, частично, Алтае-Саянская популяции занесены в федеральную или региональные Красные книги. Популяции диких северных оленей Таймыра (*R. t. taimyrensis*), Якутии (*R. t. taimyrensis* и *R. t. sibiricus*) и Чукотки (*R. t. philarchus*) продолжают быть охотничьим ресурсом, хотя их численность драматически упала (Вайсман, Переладова, 2022).

Информационной основой для определения мер охраны и норм промыслового изъятия животных являются данные о численности и половозрастной структуре популяций. Используемые в настоящее время методики учета дикого северного оленя тундровых подвидов основываются на том, что олени в жаркую погоду во время вылета кровососущих насекомых собираются в многотысячные скопления на ограниченной территории в северной части летнего ареала (Зырянов и др., 1971). Размещение оленьих стад на открытых пространствах в зоне типичных тундр при полном отсутствии маскирующей древесной растительности, а также яркие различия окраски животных и фона позволяют успешно вести поиск стад и распознавание отдельных особей.

При работе с Таймырской популяцией с помощью рекогносцировочных полетов и/или данных спутниковых ошейников оценивается местоположение основных группировок оленей. Затем выполняются непосредственно учетные полеты с использованием малой авиации, когда все скопления животных фотографируются учетчиками. Количество животных на снимках подсчитывается операторами вручную. Таким образом, учитывается основная часть (до 80%) оленей в популяции. Количество животных, не вошедших в скопления, оценивается путем аппроксимации по территории (Колпашиков и др., 1999, 2008; Челинцев, 2000; Бондарь, Колпашиков, 2018).

На п-ове Таймыр с 1966 по 2024 г. авиаучетные работы были проведены 25 раз. Самое большое стадо оленей было обнаружено на учете 22.07.2000 в урочище Даксатаз (низовье р. Тарей). Общее количество оленей в стаде составило около 300000 (Якушкин и др., 2001). Самое крупное стадо, зафиксированное на одном снимке (район р. Верхняя Таймыра, 28.07.2017), содержало 35000 животных (Бондарь, Колпашиков, 2018). Общее число снимков стад при проведении авиаучета может достигать нескольких тысяч.

Черная казарка

Черная казарка – самый высокоарктический вид гусей, в течение всей жизни связанный с морскими побережьями (Гаврило, 2023). Размножение в высокой Арктике обуславливает непостоянный характер гнездования из-за суровых погодных условий. Наибольший интерес представляет тихоокеанский подвид черной казарки, гнездящийся в тундрах и на арктических островах азиатской части России от дельты Лены до восточной и юго-восточной Чукотки. Азиатская популяция, мигрирующая на зимовку в Японию, является наименее изученной и наиболее редкой. Эта популяция занесена в Красную книгу России (2021). Успех гнездования

(и, соответственно, число молодых птиц в скоплениях) в разные годы колеблется в широчайших пределах. Черная казарка гнездится колониями, а на линьке в районах гнездования и на миграционных остановках по пролетному пути образует большие скопления, при этом с другими видами гусей практически не смешивается.

Черная казарка имеет однотонную окраску (с различными вариациями по подвидам) и очень хорошо отличается от всех других видов гусей и казарок (Сыроечковский, 2011). Отсутствие полового диморфизма и однотонная темная окраска делают этот вид хорошим объектом для отработки методов автоматического распознавания гусеобразных птиц на фотоснимках.

В отличие от дикого северного оленя, авиамониторинг черной казарки в России имеет недолгую историю и был начат только в 2015 г. Методика авиаучетов гусей и казарок (Розенфельд и др., 2017) сходна с представленной выше методикой учета северных оленей.

Особенности изображения модельных животных как объектов распознавания

Снимки северных оленей и казарок во многом сходны. Это касается разнообразия типов ландшафтов, освещенности, расположения тел животных относительно камеры, наличия на фотоснимках помех – камней, кочек и других предметов, затрудняющих обнаружение животных. Животные на снимках могут иметь разную величину и окраску в зависимости от возраста (телята оленей и птенцы казарок), удаленности и освещенности. В результате наложения изображений некоторые животные могут быть представлены на фотоснимках в виде фрагментов.

Различие состоит в том, что северные олени находятся в двумерном пространстве (на суше или на воде), а казарки – в трехмерном (на суше, на воде и в воздухе). При этом в массиве фотоснимков, наиболее значимых для учета северных оленей, подавляющее большинство – это фотоснимки стад животных на суше. Для казарок такого различия в количестве и ценности фотоснимков в природных сферах нет. В отличие от фотоснимков оленей, на фотоснимках казарок в воздухе возможно многократное перекрытие изображений, затрудняющее распознавание птиц. Дополнительной причиной разнообразия фотоснимков птиц в полете, в сравнении с их изображениями в других средах, являются крылья, контуры которых зависят не только от положения тела птицы, но и от положения крыльев относительно тела. В результате число различающихся между собой изображений черных казарок на фотоснимках существенно и почти на порядок превосходит значение этого показателя для северных оленей.

МЕТОДЫ

В работе представлена программная система распознавания AutoGenNet, которая базируется на архитектуре Mask R-CNN (MRCNN) и построена с использованием концепции automated machine learning (AutoML) (AutoML [Электронный ресурс] // AutoML.org, 2022, режим доступа: <https://www.automl.org/automl/>). Основная цель AutoML заключается в автоматизации процессов создания и использования ИНС в целом и СНС в частности.

Концепция AutoML используется в представленной работе для:

- структурно-параметрического синтеза СНС и оптимизации их гиперпараметров;
- трансферного обучения моделей СНС;
- создания пользовательского графического интерфейса программного комплекса автоматизированного синтеза моделей СНС.

Новшеством нашей системы является применение трансферного обучения, которое предполагает многоэтапный процесс обучения СНС. На первом этапе сеть обучается на большом объеме изображений различных объектов, таких как животные, люди, автомобили и другие. Затем, на последующих этапах, осуществляется дообучение сети на изображениях целевых объектов, которые необходимо распознавать для решения конкретных прикладных задач. Данный подход значительно сокращает требуемый для обучения объем размеченных изображений целевых объектов.

В программной системе AutoGenNet на первом этапе трансферного обучения MRCNN был использован набор данных MS COCO (Microsoft Common Objects in Context). Этот набор содержит 328 тысяч заранее размеченных изображений и активно используется для обучения СНС в задачах обнаружения и сегментации объектов. Однако следует отметить, что изображения северных оленей и черных казарок отсутствуют в наборе данных MS COCO, в результате чего MRCNN, после завершения первого этапа трансферного обучения, не способна различить этих животных среди других видов, таких как овцы, газели, коровы и лошади.

На втором этапе, в данной работе, были дообучены две версии моделей MRCNN: первая была обучена на массиве размеченных изображений стад северных оленей, вторая – на массиве размеченных фотоснимков стай черных казарок. Данный этап выполнялся непосредственно специалистами в области биологии с использованием пользовательского интерфейса системы AutoGenNet. Количество снимков, использованных в процессе дообучения, устанавливали исходя из того, сколько их было в наличии и какое количество из них было пригодно для использования в обучении. В данной

работе их количество существенно ниже того, которое используется на практике для реализации подобных систем. Несмотря на недостаток обучающих данных, реализованная с помощью трансферного обучения модель демонстрирует достаточно высокую точность распознавания и пригодна для использования на практике. Это делает систему эффективной для использования в ситуациях с недостатком обучающих данных.

Для разметки изображений животных и подготовки обучающей выборки была разработана специализированная программа под названием Markup. Эта программа предлагает два варианта разметки: разметку по контуру изображения объекта и разметку с использованием прямоугольного шаблона. Программа позволяет разметить объекты различных классов и добавлять комментарии к фотоснимкам (рис. 1). После завершения процесса разметки изображения сохраняются и используются в качестве обучающей выборки на втором этапе дообучения MRCNN. Интерфейс программы дает возможность пользователю самостоятельно отбирать и загружать файлы обучающей выборки, после чего запускается процесс трансферного обучения MRCNN. Дообученная модель MRCNN впоследствии применяется для распознавания целевых объектов на новых снимках, которые не входили в обучающую выборку. Загрузка изображений осуществляется непосредственно через пользовательский интерфейс системы AutoGenNet.

Фотоснимки, автоматически размеченные MRCNN, возвращаются пользователю в форме файлов, которые можно открыть и редактировать в программе Markup. При этом специалистам-зоологам не требуется заново пересчитывать всех животных вручную, достаточно лишь исправить ошибки распознавания, допущенные сетью. Исправленные фотоснимки также можно использовать на следующих итерациях трансферного обучения модели.

Процесс трансферного обучения в разработанной системе полностью автоматизирован, модель распознавания и подсчета животных может быть создана автоматически, без привлечения специалистов по машинному обучению. Подобный уровень автоматизации делает программную систему AutoGenNet полностью прозрачной и позволяет пользоваться ею специалистам, не разбирающимся в машинном обучении и программировании.

В основу программного комплекса AutoGenNet была заложена модульная концепция, поэтому архитектура MRCNN не является неотделимой от разработанного комплекса. Библиотека данной архитектуры подключается как сторонний ресурс. Для взаимодействия между библиотекой MRCNN и программным комплексом AutoGenNet

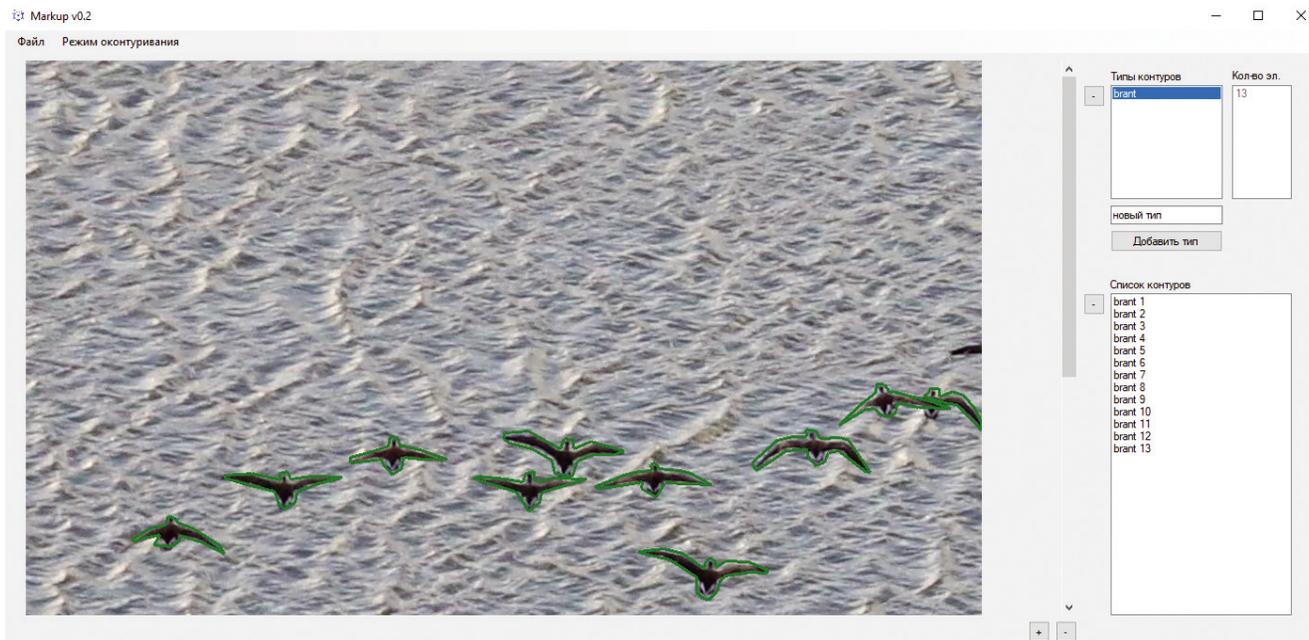


Рис. 1. Интерфейс программы автоматизированной разметки изображений.

используется программный интерфейс, реализующий концепцию “Фасад”. При развитии архитектур семантической сегментации и анализа изображений подключение новых архитектур нейронных сетей не будет требовать переработки существующего программного кода.

Систему AutoGenNet запускали в персональном компьютере: процессор AMD Ryzen 7 PRO 3700, видеокарта NVidia RTX 3700 с 8 Гб видеопамяти и ОЗУ DDR4 объемом 32 Гб. На описанном компьютере процесс дообучения MRCNN занимал около 5 дней для массива фотоснимков северных оленей и около 2 дней для массива фотоснимков черных казарок. В целом представленная система не имеет сверхвысоких требований к аппаратной части и может быть запущена и эффективно использована на персональных компьютерах верхнего ценового сегмента и на серверах нижней группы среднего ценового сегмента. Запуск системы как веб-сервиса планируется при дальнейшем работе, по завершении всех необходимых этапов тестирования и исправлений ошибок.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Для дообучения моделей MRCNN и проверки точности распознавания были использованы фотоснимки стад диких северных оленей, полученные при авиаучетах на п-ове Таймыр, и фотоснимки стай черных казарок, сделанные в различных районах Арктической зоны РФ.

Северный олень

Исходный массив обучающей выборки содержал около ста размеченных фотографий оленьих стад, независимый проверочный массив содержал около 30 снимков стад. В среднем на проверочном массиве обученная программа корректно распознала около 82% оленей.

Рассмотрим некоторые результаты автоматического распознавания и разметки оленей в стадах системой AutoML.

На рис. 2 показан результат распознавания оленей в крупном стаде на болотистой местности, с множеством бликов и неоднородностей рельефа. На примере видно, что объекты фона ни разу не были приняты системой распознавания за изображения оленей. Сеть эффективно распознает животных на разном удалении и способна различать телят-сеголеток даже в тех ситуациях, когда самки частично их загораживают. Ошибка распознавания для данного фотоснимка составила около 14%.

На рис. 3 приведен фрагмент фотоснимка стада оленей, сделанный с высоты 50–70 м. Такие фотоснимки используются при авиаучетах для определения половозрастного состава стад. На фотоснимке было распознано 29 оленей. Пять животных представлены небольшими фрагментами и не были распознаны. Из них четыре находятся на границах фотоснимка и один (теленка) сильно перекрыт телом другого оленя. Ошибка подсчета числа животных составила 15%.

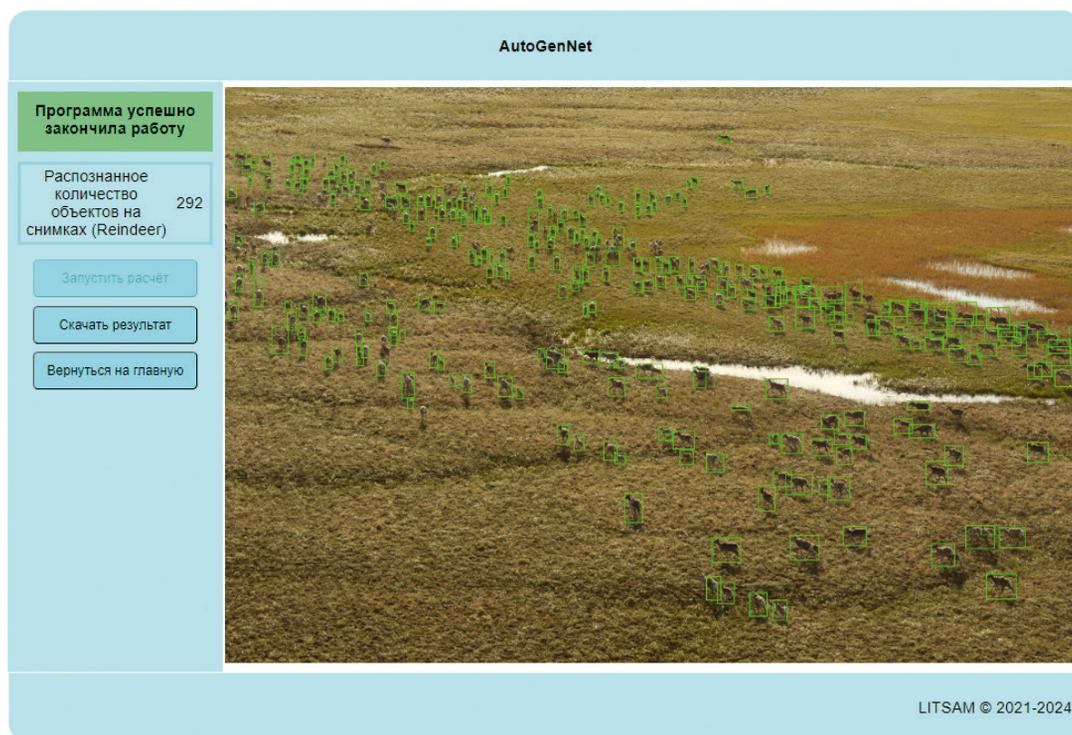


Рис. 2. Распознавание и подсчет оленей в стаде на неоднородном фоне.

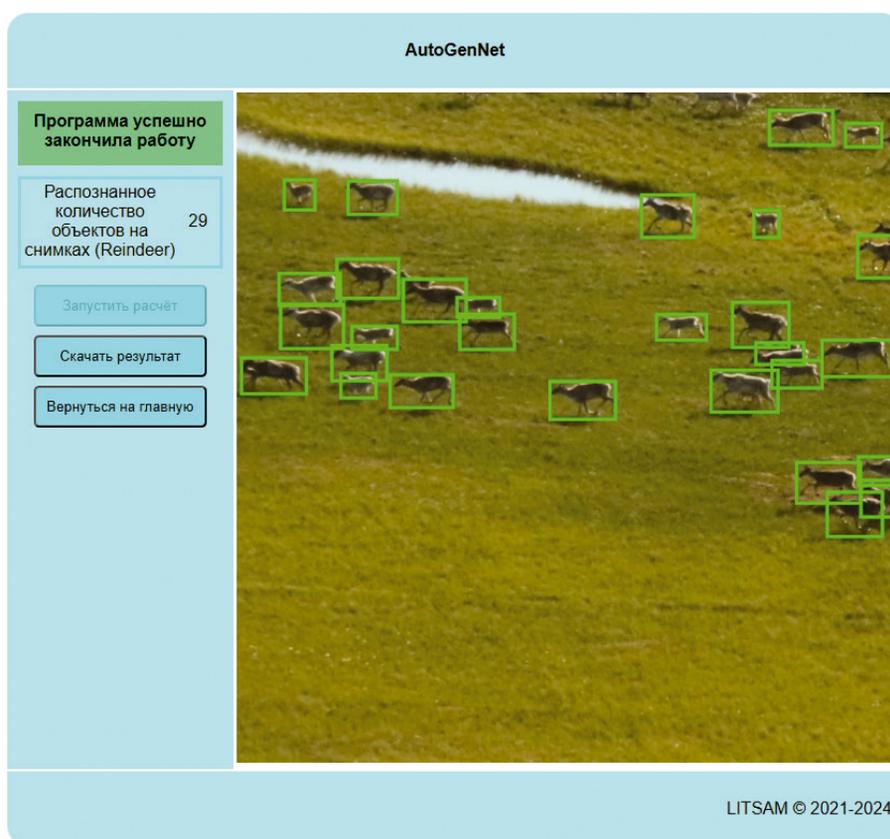


Рис. 3. Распознавание и подсчет оленей на крупномасштабном снимке.

Черная казарка

Для распознавания казарок использовались три категории фотоснимков: птицы в воздухе — около 90 фотографий, на воде — около 90, на суше — около 70. Независимый проверочный массив содержал 80 фотоснимков птиц в разных средах. В среднем ошибка распознавания казарок по всему проверочному массиву данных составила около 32%.

Наилучшие результаты получены при распознавании птиц на воде, а также в воздухе на водном или песчаном фоне. В качестве примера на рис. 4 показана стая из 28 птиц на сложном фоне — песок, водные пространства с отблесками птиц, камни. Машинная оценка — 32 распознанных объекта, ошибка подсчета — 14%. Однако реально система распознала лишь 21 птицу, три птицы были помечены дважды, одна — трижды, две — не распознаны. Имеется ошибка второго рода — камень, принятый

за птицу. Таким образом, реальная ошибка распознавания — 22%.

На рис. 5 представлена стая из 550 казарок на воде. Машинная оценка численности — 480 помеченных объектов, ошибка подсчета — 12.8%. Результат получился достаточно хорошим, что подтверждает возможность применения MRCNN для подсчета казарок на воде в скоплениях во время линьки.

На фотоснимках со смешанным размещением птиц в разных средах ошибка распознавания оказывается неприемлемо большой. Так, на фотоснимке с изображениями 240 казарок, находящихся в полете, на воде и на суше, было распознано и помечено системой всего 105 птиц.

Как видно по результатам тестирования, точность распознавания далека от идеальной (табл. 1). Во многом это продиктовано существенным



Рис. 4. Автоматически размеченная стая птиц в воздухе на сложном фоне.



Рис. 5. Автоматически размеченная крупная стая птиц на воде.

Таблица 1. Сводные результаты тестирования модели MRCNN

Показатель	Северный олень	Черная казарка
Количество снимков животных, использованных в трансферном обучении	100	260
Средняя ошибка распознавания, %	18	32
на гомогенном фоне	14	22
на гетерогенном фоне	24	41

недостатком обучающих данных. Но даже при таких ограничениях предложенная система показала результат, который оправдывает ее применение на практике и делает предложенную систему актуальной для использования в задачах с недостатком обучающих данных.

ОБСУЖДЕНИЕ

Ошибка распознавания северных оленей системой AutoML на проверочном массиве данных оценивается в 18%, что является достаточно высоким результатом для автоматических систем распознавания животных в естественных условиях (Open Data Science, 2020). Учитывая, что модель распознавания оленей была создана с минимальным участием

специалистов по машинному обучению, результат говорит об успешном применении подхода AutoML.

Ошибка распознавания черных казарок по всему проверочному массиву данных составила около 32%, что почти в 2 раза выше ошибки распознавания северных оленей.

Основной причиной снижения точности распознавания казарок является значительно большее разнообразие в изображениях птиц, в сравнении с разнообразием изображений северных оленей. Это втрое большее количество природных сред, в которых могут находиться казарки, возможность многократного перекрытия изображений и разнообразие силуэтов птиц в полете. Увеличение разнообразия поз черных казарок на фотоснимках приводит к необходимости увеличения объемов обучающей выборки для обучения модели

автоматического распознавания птиц. При этом, поскольку на данный момент отсутствуют методики расчета объема выборки относительно сложности распознаваемого объекта, точный объем необходимой обучающей выборки для черных казарок определить невозможно. На основе эмпирического опыта нашей команды можно лишь предположить, что объем этой выборки должен быть на порядок больше, по сравнению с объемом выборки, использованной для обучения модели распознавания северных оленей.

Таким образом, для повышения точности распознавания казарок до уровня точности распознавания оленей обучающая выборка должна содержать не менее 1000 фотоснимков птиц. Соответственно, увеличиваются затраты труда и времени на разметку фотоснимков. Открытым остается вопрос о том, имеется ли в наличии нужное количество фотоснимков объекта распознавания. Компромиссным может быть решение о переходе от универсальной распознающей системы к частной, но практически наиболее важной. Например, это может быть задача распознавания птиц на воде для подсчета численности казарок в скоплениях.

По результатам также можно отметить значительное влияние фона фотоснимка на точность распознавания животных. Система распознавания северных оленей была обучена по фотоснимкам животных на фоне типичных тундровых ландшафтов территорий летнего обитания диких северных оленей на п-ове Таймыр. На песчаных отмелях система выявляла оленей с существенно меньшей точностью, хотя они были четко видны оператору, и их изображения ничем не отличались от таковых на фоне растительности тундры. Обучающая выборка для черных казарок в полете содержала фотоснимки птиц, летящих над морем, береговыми отмелями, озерами и т.п. Результаты проверок показали, что проблем с фоном здесь не возникает. Система успешно различала летящих птиц на снимках с любыми композициями элементов фона.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

При работе с программной системой распознавания и подсчета AutoGenNet и программой разметки и аннотации фотоснимков Markup не требуются специальные знания в области машинного обучения и программирования.

Программная система не имеет жесткой привязки к конкретным объектам распознавания и может быть использована для подсчета других объектов на фотоснимках. При этом не потребуются вносить какие-либо модификации в существующую программу, что делает ее универсальной.

Объем фотоснимков конкретных видов диких животных обычно небольшой. Это накладывает ограничения на объемы обучающих массивов данных и точность распознавания, как в примере с черными казарками. Одним из подходов, используемых для искусственного расширения обучающего массива и повышения качества обучения, является аугментация данных. Это увеличение выборки для обучения модели путем модификации исходного массива снимков обучающей выборки с использованием операций с цветом (изменение цветовых каналов, увеличение контраста или яркости), или геометрических операций с фотоснимком в целом или с отдельными объектами на фотоснимке (поворачивание изображения, зеркальное отражение и т.п.). Процедуры аугментации предполагается использовать в очередной версии системы распознавания AutoGenNet. При этом используемая сейчас нами система разметки данных по фиксированным алгоритмам позволяет автоматизировать перенос разметки и исключить повторную разметку аугментированных фотоснимков — наиболее трудоемкую ручную процедуру подготовки данных для обучения сети.

Некоторые задачи, связанные с автоматизированным обучением моделей СНС, остались нерешенными. В частности — определение размерности обучающей выборки второго этапа трансферного обучения, обеспечивающей распознавание объектов в среднем с заданной точностью. В настоящее время имеются лишь эмпирические результаты и предположения, основанные на экспериментах. Проведение подобных исследований — самостоятельная сложная и трудоемкая задача, связанная с накоплением фотоснимков с необходимым разнообразием объектов распознавания и фона, их разметкой и проведением машинных экспериментов.

Отсутствие точных количественных оценок размерности обучающей выборки связано, во-первых, с закрытостью для внешнего наблюдателя алгоритмов распознавания, сформированных СНС в процессе обучения, и, во-вторых, — недостаточной теоретической изученностью процессов глубокого обучения систем.

ФИНАНСИРОВАНИЕ РАБОТЫ

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 24-16-20017, <https://rscf.ru/project/24-16-20017/> и Санкт-Петербургского научного фонда, а также финансировалось за счет средств бюджета Института проблем экологии и эволюции им. А.Н. Северцова Российской академии наук.

СОБЛЮДЕНИЕ ЭТИЧЕСКИХ СТАНДАРТОВ

В данной работе отсутствуют исследования человека или животных, соответствующих критериям Директивы 2010/63/EU. В качестве исходных материалов в работе служили фотоснимки стад диких северных оленей, сделанные при проведении авиаучетов на Таймыре, и фотоснимки стай черных казарок, полученные во время авианаблюдений за гусеобразными в арктической зоне России.

КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ

Авторы данной работы заявляют, что у них нет конфликта интересов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

Бондарь М.Г., Колпациков Л.А., 2018. Оценка численности и летнего размещения таймырской популяции диких северных оленей в 2017 году // Научные труды Федерального государственного бюджетного учреждения “Объединенная дирекция заповедников Таймыра”. Норильск: Апекс. С. 27–45.

Вайсман А.Л., Переладова О.Б. (под ред.), 2022. Материалы к формированию стратегии сохранения дикого северного оленя в Арктической зоне Российской Федерации. М.: Всемирный фонд дикой природы. 153 с.

Гаврило М.В., 2023. Организация мониторинга орнитофауны в системе мониторинга окружающей среды в акватории Северного морского пути. Тезисы второго онлайн-семинара “Актуальные вопросы изучения арктических и субарктических экосистем в условиях глобальных изменений природной среды и климата”. Салехард.

Зырянов В.А., Павлов Б.М., Якушкин Г.Д., 1971. Экологические основы учета численности промысловых животных в тундровой зоне Таймыра // Проблемы охотничьего хозяйства Красноярского края. Красноярск. С. 70–72.

Колпациков Л.А., Кокорев Я.И., Якушкин Г.Д., Колесников А.Л., Шапкин А.М., Васильев И.А., Шилин Б.В., Михайлов В.В., 2008. Временные методические рекомендации по авиаучету численности диких

северных оленей на Таймыре с использованием тепловизора и цифровой аэрофотосъемочной аппаратуры. Норильск. С. 21.

Колпациков Л.А., Павлов Б.М., Михайлов В.В., 1999. Методика авиаучета и определения норм опромышленения таймырской популяции диких северных оленей: Методические рекомендации. СПб. 25 с.

Розенфельд С.Б., Соловьев М.У., Китаев Г.В., Рогова Н.В., Иванов М.Н., 2017. Оценка пространственного и биотопического распространения гусиных птиц в Ямало-Ненецком и Ханты-Мансийском округах (опыт применения сверхлегкой авиации) // Зоологический журнал. Т. 96. № 2. С. 201–221.

Сыроечковский Е.Е., 2011. Черная казарка. Полевой определитель гусиных птиц России. Editorial. С. 80–84.

Челинцев Н.Г., 2000. Математические основы учета животных. М. 431 с.

Якушкин Г.Д., Колпациков Л.А., Кокорев Я.И., 2001. Размещение и численность таймырской популяции диких северных оленей в 2000 г. Научное обеспечение рационального природопользования Енисейского Севера. Сб. научных трудов. Сиб. отд-ние Россельхозакадемии. НИИСХ Крайнего Севера. Новосибирск. С. 32–37.

Chen W., Guan Z., Gao D., 2024. Att-Mask R-CNN: an individual tree crown instance segmentation method based on fused attention mechanism // Canadian Journal of Forest Research. V. 54, issue 7. P. 825–838.

He K., Gkioxari G., Dollár P., Girshick R., 2017. Mask R-CNN. Computer Vision and Patter Recognition. Cornell University. 154 p.

Hou T., Li J., 2024. Application of mask R-CNN for building detection in UAV remote sensing images // Heliyon. V. 10, issue 19, article № e38141.

Open Data Science, 2020. Kaggle: kak nashi setochki schitali morskih l'vov na Aleutskih ostrovah (Open Data Science. Kaggle: how our nets counted sea leons on Aleution Islands). [Электронный ресурс]. Available at: <https://habr.com/ru/company/ods/blog/337548/> (accessed 20 November 2020) (In Russian).

MONITORING LARGER VERTEBRATES OF THE ARCTIC FAUNA USING INTELLIGENT AUTOML TECHNOLOGY

V. A. Sobolevskii^{1,*}, L. A. Kolpaschikov^{2,**}, S. B. Rozenfeld^{3,***}, V. V. Mikhailov^{1,****}

¹ St. Petersburg Federal Research Center, Russian Academy of Sciences,
St. Petersburg, 199178 Russia

² United Directorate of Taimyr Nature Reserves,
Norilsk, 663000 Russia

³ A.N. Severtsov Institute of Ecology and Evolution, Russian Academy
of Sciences,
Moscow, 119071 Russia

*e-mail: arguzd@yandex.ru

**e-mail: ntnt69@yandex.ru

***e-mail: rozenfeldbro@mail.ru

****e-mail: mwwcari@gmail.com

A system for recognizing and counting two classic Arctic species, the Wild reindeer (*Rangifer tarandus tarandus* L., 1758) and the Brent goose (*Branta bernicla* L., 1758), in photographs from aircraft is presented. The AutoGenNet recognition system is based on a convolutional neural network (CNN) of the Mask R-CNN architecture using the Auto ML (Automated Machine Learning) concept. The system uses transfer learning, the essence of which is that at the first stage the system is trained for recognizing a variety of objects applying a standard array of images (about 328 thousand images), to be further trained on images of target objects. This approach allows for a number of images of target objects from several hundreds of thousands at one-stage training to be reduced down to several hundred at two-stage training. A synthesis of the CNN model on the basis of marked images in the AutoGenNet system is performed automatically. A special Markup program was developed for marking animals in photographs and preparing a training sample.

The first stage of system training is performed once by SNA and deep learning specialists. The second stage of training can be managed repeatedly in order to retrain the system that made errors in recognizing the objects. The work at this stage can be performed by system users who have no special education in the field of SNS training.

Two variants of work with the system are possible: a stand-alone mode in the presence of the necessary computing resources or work via the Internet with the AutoGetNet located on the servers of the SPC RAS. The CNN model presented in this contribution was trained based on 100 images of wild reindeer herds. The error of reindeer recognition using an independent data set was about 18%. 260 images of the flocks of Brent goose in different environments, be this on land, on water or in the air, were utilized to recognize Brent geese. The recognition error was about 35%. The AutoGenNet system is unified in terms of recognition objects and can be trained to recognize other animal species without any change in the program, provided they are distinguishable in the images.

Keywords: recognition system, convolutional neural networks, transfer learning, the Wild reindeer, the Brent goose