

DOI: 10.12731/2658-6649-2024-16-2-710

УДК 004.8+573.22



Научная статья

ДЕТЕКЦИЯ ОСОБЕЙ ОЛЕНЕЙ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ ДЛЯ УЧЕТА ЧИСЛЕННОСТИ ПОПУЛЯЦИЙ МЕТОДАМИ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

С.Н. Терещенко, А.Л. Осипов, Е.Д. Моисеева

Цель. Распознавание особей оленей по их графическим изображениям на основе моделей сверточной нейронной сети.

Методы и материалы исследования. Материалом для исследований послужили размеченные изображения оленей в разных ареалах обитания, опубликованные в открытом доступе. Методы исследования: теория проектирования и разработка систем искусственного интеллекта; аугментации изображений для задач компьютерного зрения; алгоритмы настройки гиперпараметров для обучения моделей нейронной сети.

Результаты. Сохранение популяции оленей – одна из важных целей в экологии и сельском хозяйстве. Контроль численности особей влияет на сохранение редких видов оленей, и поддерживает объемы производства на фермах. Например, таким методом контроля может являться детекция особей оленей на фотографиях. Для точного определения и подсчета количества оленей можно использовать такой инструмент как нейронная сеть.

В работе использовались методы глубокого обучения сверточных нейронных сетей, а также концепция «transfer learning». На базе сети Faster R-CNN Resnet50 была обучена нейронная сеть, позволяющая с точностью 0,91 на тестовой выборке по метрике F1-score с пороговым значением 0.6 (совпадения площади предсказанной разметки и фактической) определять наличие отдельных особей на изображениях.

Заключение. Для решения задачи обнаружения оленей подготовлен набор данных, включающий более 30 тыс. изображений, с разметками отдельных особей. Разметка каждой особи включала координаты ограничивающего прямоугольника на изображении. На основе этой информации с помощью программных средств была разработана и обучена модель нейронной сети

для решения задачи детекции объектов особей оленей на изображениях. Проведенные эксперименты показали, что точность обнаружения с аугментацией в соответствии с показателем *F1-score* с пороговым значением 0.6 на обучающей выборке составила 0,96, а на тестовой выборке составила 0,91.

Ключевые слова: графические изображения; оленеводство; аугментация; нейронные сети; искусственный интеллект; детекция объектов

Для цитирования. Терещенко С.Н., Осипов А.Л., Моисеева Е.Д. Детекция особей оленей на изображениях для учета численности популяций методами компьютерного зрения // *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*. 2024. Т. 16, №2. С. 431-449. DOI: 10.12731/2658-6649-2024-16-2-710

Original article

DETECTION OF DEER IN IMAGES TO ACCOUNT POPULATIONS BY COMPUTER VISION METHODS

S.N. Tereshchenko, A.L. Osipov, E.D. Moiseeva

Purpose. Recognition of deer individuals by their graphic images based on convolutional neural network models.

Research methods and materials. The material for the research was marked images of deer in different habitats, published in the public domain. Research methods: theory of design and development of artificial intelligence systems; image augmentation for computer vision tasks; hyperparameter tuning algorithms for training neural network models.

Results. Conservation of the deer population is one of the important goals in ecology and agriculture. The control of the number of individuals affects the conservation of rare species of deer, and supports the production volumes on farms. For example, such a control method may be the detection of deer individuals in photographs. To accurately determine and count the number of deer, you can use a tool such as a neural network.

We used deep learning methods for convolutional neural networks, as well as the concept of “transfer learning”. On the basis of the Faster R-CNN Resnet50 network, a neural network was trained, which allows, with an accuracy of 0.91, to determine individual individuals in the images using the *F1-score* metric with a threshold value of 0.6 (coincidence of the area of the predicted markup and the actual one) with an accuracy of 0.91.

Conclusion. To solve the problem of deer detection, a data set has been prepared, including more than 30 thousand images, with markings of individual individuals. The marking of each individual included the coordinates of the bounding rectangle in the image. Based on this information, a neural network model was developed and trained using software tools to solve the problem of detecting deer objects in images. The experiments carried out showed that the accuracy of detection with augmentation in accordance with the F1-score indicator with a threshold value of 0.6 on the training sample was 0.96, and on the test sample was 0.91.

Keywords: graphic images; reindeer husbandry; augmentation; neural networks; artificial intelligence; object detection

For citation. Tereshchenko S.N., Osipov A.L., Moiseeva E.D. Detection of Deer in Images to Account Populations by Computer Vision Methods. Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture, 2024, vol. 16, no. 2, pp. 431-449. DOI: 10.12731/2658-6649-2024-16-2-710

Введение

Северные олени – основной источник мяса для северных регионов, которое считается абсолютно натуральным чистым продуктом и деликатесом для иных регионов.

С каждым годом численность оленей падает в связи с климатическими изменениями (таяние мерзлоты), браконьерством, нападением хищников.

На рисунке 1 представлена динамика, характеризующая численность крупного рогатого скота за 2017-2020 годы [5].

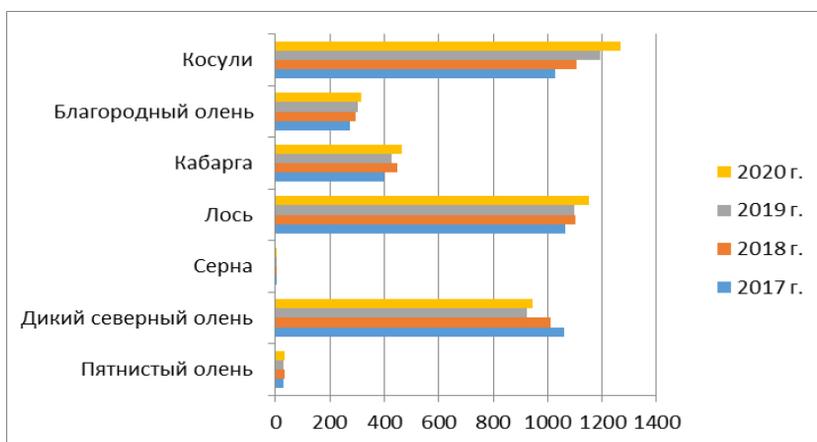


Рис. 1. Динамика численности крупного рогатого скота

График демонстрирует распределение количества особей по видам скота. Наиболее многочисленными являются такие виды, как косули, лоси и дикие северные олени. Самым редким видом считается серна.

Еще одним значимым фактом является увеличение численности особей почти по всем видам, что усложняет процесс контроля за популяциями.

Основными странами, занимающимися оленеводством являются: Россия, Финляндия, Норвегия, Швейцария, Монголия, Гренландия, Канада.

Распределение центров оленеводства представлено на рисунке 2.



Рис. 2. Распределение центров оленеводства [15]

На рисунке 3 представлено распределение основных угроз оленеводства:

Среди таких угроз: изменение климата, таяние вечной мерзлоты, прокладка газопровода, вырубка деревьев, добыча полезных ископаемых и др. [2].

Отсутствие достаточного финансирования не позволяет объективно оценивать численность популяции, как правило, системного контроля за состоянием и мониторингом популяции оленей как промыслового ресурса не происходит. Основной пищей оленей являются лишайники. Состояние лишайниковых пастбищ, например, на территории Якутии и Эвенкии изменились в сторону уплотнения. Отсутствует полная информация о запа-

сах кормов, что не позволяет качественно оценить численность популяции оленей в ее современном ареале.

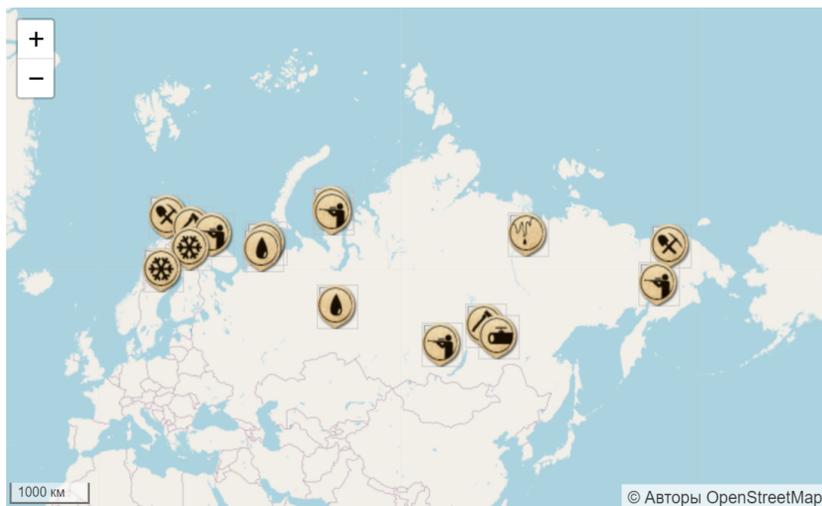


Рис. 3. Распределение угроз оленеводства [14]

Система мониторинга включает в себя информацию: о хищниках; о популяции; о промысле оленей; о домашнем оленеводстве; о загрязнении пастбищ тяжелыми металлами.

Построение системы мониторинга популяции оленей должно базироваться на современных технических, информационных и коммуникационных средствах и технологиях (многоспектральная спутниковая съемка для оценки состояния растительного покрова, спутниковые ошейники, беспилотные летательные аппараты).

В рамках данной работы будет рассмотрен один из методов мониторинга – мониторинг с применением методов машинного обучения. Данный метод имеет высокую статистическую точность позволяет минимизировать затраты человеческих ресурсов.

Методы и материалы исследования

В данной статье для проведения научных изысканий исходным материалом послужили изображения (фотографии) оленей с размеченными координатами особей оленей, опубликованные в открытом доступе. Методы исследования: системы искусственного интеллекта; аугментация изобра-

жений; алгоритмы настройки гиперпараметров для обучения нейронной сети; критерии проверки качества разработанных моделей.

Анализ существующих исследований

В работе [20] рассматриваются вопросы, связанные с тем, как среда обитания, ландшафтный контекст и вмешательство человека влияют на плотность местных видов оленей, а также даются рекомендации, необходимые для стратегического управления растущими популяциями оленей. Адаптация управления лесным хозяйством для управления средой обитания и доступом к местам отдыха может повлиять на местную плотность оленей, но лишь незначительно: размеры эффекта недостаточны для смягчения воздействия на оленей за счет посадки уязвимых древесных культур в районах, избегаемых оленями. Частичная выбраковка остается наиболее жизнеспособным вариантом управления.

В работе [7] производится оценка выживаемости новорожденных оленят и рассматриваются причины смертности в районе реки Саванна, Южная Каролина, чтобы непосредственно оценить степень хищничества в этой популяции оленей. Койоты являются новыми хищниками на юго-востоке Соединенных Штатов, и их нападение на новорожденных белохвостых оленей может объяснить наблюдаемое сокращение некоторых популяций оленей в регионе, но прямых доказательств такой связи нет. Хищничество со стороны койотов было наиболее частой причиной смерти среди 70 умерших новорожденных, находящихся под наблюдением, что окончательно составило 37% всех смертей и потенциально составило до 80%, если также включить вероятное хищничество койотов. На хищничество рыси приходилось от 7% (окончательные) до 9% (включая вероятное хищничество рыси) смертей. Наблюдаемый уровень смертности, вызванной койотами, согласуется с низким уровнем пополнения, наблюдавшимся в этой популяции оленей с момента поселения койотов на этом участке. Текущие уровни вылова кажутся неустойчивыми, если репрезентативны показатели пополнения в Южной Каролине. Это понимание согласуется с недавней тенденцией к сокращению популяции оленей по всему штату. Влияние хищничества койотов на пополнение следует учитывать при постановке целей добычи, независимо от того, превышает ли в настоящее время размер местной популяции оленей желаемый уровень или ниже, поскольку койоты могут существенно сократить популяцию оленей.

В работе [8] исследуется модель зависимости скорости расселения оленей от плотности. В ходе исследования выдвигается гипотеза, что модель

может заметно различаться между полами у высоко полигинных видов. У видов с полигинной системой спаривания самки считаются ограниченными в еде, а самцы ограничены в доступе к самкам. Когда местная плотность увеличивается, доступность корма снижается, в то время как доступ к самкам для самцов может увеличиваться из-за все более склонного к самкам соотношения полов. Следовательно, зависимость показателей эмиграции от плотности может различаться между полами. В результате исследования 468 молодых благородных оленей, отмеченных в Сниллфьорде (Норвегия), за 20-летний период – численность популяции увеличилась в шесть раз. Демонстрируется сильный отрицательный уровень эмиграции в зависимости от плотности у самцов, в то время как уровень эмиграции у самок был ниже и не зависел от плотности.

В работе [11] рассматривается детерминированная модель популяции для имитации динамики стада белохвостого оленя в зоне управления дикой природой Милле-Лакс (штат Миннесота). Модель основывается на трех основных параметрах, представляющих воспроизводство, урожай и естественную смертность. Коэффициенты воспроизводства зависят от возраста, а показатели добычи и естественной смертности зависят от возраста и пола. Коэффициенты естественной смертности были оценены с использованием данных о выживаемости, собранных у 81 самки оленя с радио-ошейником. Анализ показал, что оценки численности популяции, полученные с помощью детерминированной модели, будут достаточно точными в течение периода до 4 лет. Результаты показывают, что, хотя детерминированные модели учета полезны для руководства исследовательской деятельностью и оценки потенциальных последствий предлагаемых стратегий управления, но они не предназначены для мониторинга численности оленей в течение длительного периода времени.

В работе [9, 13] рассматриваются дикие пятнистые олени, которые находятся под угрозой утраты и фрагментации среды обитания по всему Восточному Китаю. Было смоделировано выполнение предложенных управленческих вмешательств – пополнение популяции и восстановление среды обитания. В сценарии, когда 60% или 30% подходящей среды обитания были потеряны, модель жизнеспособности популяции предсказывала 99,6% и 85,5% вероятность сокращения популяции к 40 годам. Моделирование показало, что пропускная способность, на которую влияют смена растительности и социально-экономическое развитие, будет ограничивать рост популяции пятнистого оленя.

В работе [10] исследуются основные механизмы, влияющие на демографию популяции. В их число входят: взаимосвязь вида и среды обитания и пространственного масштаба, в котором эти взаимосвязи проявляются. Оцениваются характеристики ландшафта и суровость зимы, которые влияют на рождаемость и численность белохвостого оленя в Северной Дакоте. Для исследования использовались данные зимних аэрофотосъемок за 10 лет. В то время, как наличие укрытия было основным фактором, определяющим появление и численность белохвостого оленя в широком пространственном масштабе, а в мелком пространственном масштабе олени выбирали пищу. Был сделан вывод, что землеустроители должны сосредоточиться на способах обеспечения укрытий в широком пространственном масштабе, поощряя при этом землевладельцев поставлять ресурсы зимой в более мелких пространственных масштабах. Поэтому предлагается пространственный многомасштабный подход, который предполагает партнерство между землевладельцами и государственными учреждениями для эффективного управления белохвостыми оленями.

Для подсчета численности оленей рекомендуется использовать сверточные нейронные сети, которые показали свою эффективность в различных сферах деятельности. В работе [18] они показали высокую эффективность к задачам стегаанализа графических изображений. Показано, что глубокая сверточная нейронная сеть может быть обучена для классификации наличия скрытых данных в графических изображениях, достигая точности 0,928 в соответствии со взвешенной метрикой AUC.

В статье [3] проведены научные исследования по классификации заболеваний маниока методами компьютерного зрения на основе сверточных нейронных сетей. С использованием сети ResNet 50 происходило обучение нейронной сети, которая позволила с точностью 0,93 по метрике F1-score классифицировать заболевания у растения маниок по графическим изображениям.

В работе [4] проведены научные изыскания по классификации внекорневых заболеваний яблоневых культур методами компьютерного зрения на основе сверточных нейронных сетей. Нейронная сеть EfficientNet позволила с точностью 0,9842 по метрике F1-score обнаруживать некорневые заболевания яблони по изображению листьев.

В статье [16] нейронные сети и компьютерное зрение применялось для определения концентрации проппанта для гидроразрыва пласта. В ней описан опыт применения технологий компьютерного зрения для определения размера фракции расклинивающего агента по фотографии со смартфона. Модель нейронной сети была обучена с помощью фреймворка PyTorch и библиотеки

TorchVision и использовала предварительно обученную сеть MobileNet V2. Результаты исследования показали, что точность классификации на тестовой выборке по показателю F1-score была равна 0,95. Разработанная модель была рекомендована для использования в нефтяной промышленности для определения фракции расклинивающего агента по фотографии со смартфона.

В работе [17] использовалась технология нейронной сети для подсчета количества колосьев пшеницы по фотографиям пшеничных полей. С помощью архитектуры EfficientDet произведено обучение нейронной сети, которая позволила обнаруживать количество колосьев пшеницы с точностью 0,88012 по показателям F1-score с пороговым значением 0,6 (совпадение прогнозируемых и фактических областей разметки) по графическим изображениям.

Результаты исследования

Открытый датасет представляет собой более 11336 изображений. Изображения были размечены на ограничивающие области. Координаты и размеры ограничивающей области в виде прямоугольников определяют область нахождения особи оленя на изображении. На изображении может находиться несколько объектов (оленей). Изображения размером 512x512 пикселей представлены в формате “jpg”. К датасету прилагается файл в формате «csv» с разметкой вершин ограничивающих областей для каждой особи. Для обучения использовался фреймворк PyTorch. В работе решается задача детекции объектов. Пример изображений из датасета представлен на рисунке 4.

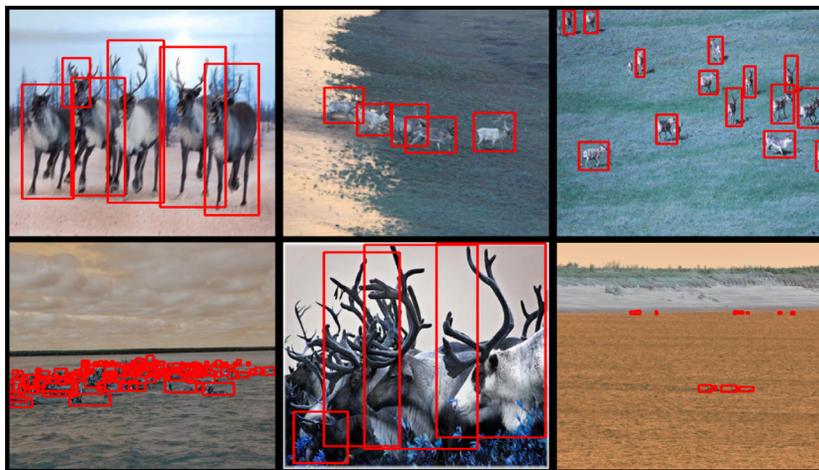


Рис. 4. Размеченные изображения оленей

Для задачи детекции объектов в работе была использована концепция Faster R-CNN. Faster R-CNN – это архитектура детекции объектов на изображении, описанная в работе [19].

В ней разработан новый метод локализации объекта взамен RPN (Region Proposal Networks – алгоритм, который предлагает несколько объектов, которые можно однозначно идентифицировать на конкретном изображении). Архитектура Faster R-CNN построена следующим образом [12].

На вход CNN (convolution neural network) подается графическое изображение. С помощью слоя RPN выбираются якоря и формируется карта признаков. Скользящее окно проходит по карте признаков. Якорь – это область, имеющая 3 разных соотношения сторон и 3 разных размера. Центр скользящего окна связан с центром якорей. На основе метрики IoF (intersection-over-union – пересечение над объединением, или измерение корреляции между реальным и прогнозируемым размещением: чем выше корреляция, тем выше значение [1]), принимается решение о текущем регионе – является он объектом или нет. Полученная карта признаков, посредством алгоритма Faster R-CNN передается слою RoI (Region of interest pooling – объединение областей интереса, или максимальное объединение входных данных [6]), который обрабатывает полносвязные слои и классифицирует, а также определяет смещение регионов.

Проведен детальный анализ датасета. Выявилась несбалансированность распределения количества оленей на изображениях. График распределения количества размеченных особей оленей представлен на рисунке 5. По оси X указаны группы по количеству изображений, с одинаковым количеством оленей на одном изображении. На оси Y – количество оленей на одном изображении.

В связи с тем, что только на 1-м изображении имеется более 70 особей оленей, а на почти 300-х изображениях по 1-2 особей, можно сделать вывод, что датасет не сбалансирован.

Общий объем датасета был искусственно увеличен и сбалансирован за счет применения технологии аугментации. Изображения были отражены по нескольким осям и вращались на 90 градусов. Из некоторых изображений были извлечены фрагменты и добавлены как новые изображения (с сохранением размеров и разметки). Для части изображений изменена яркость и наложены блики. Аугментация позволила увеличить объем выборки в три раза.

Аугментация – это стандартный прием, который используется для обучения нейронных сетей. Он реализуется с использованием библиотеки

Albumentations, в которой имеется множество методов для изменения изображений. Пример использования аугментации представлен на рисунках 6-8. На них приведено исходное и измененное изображения.

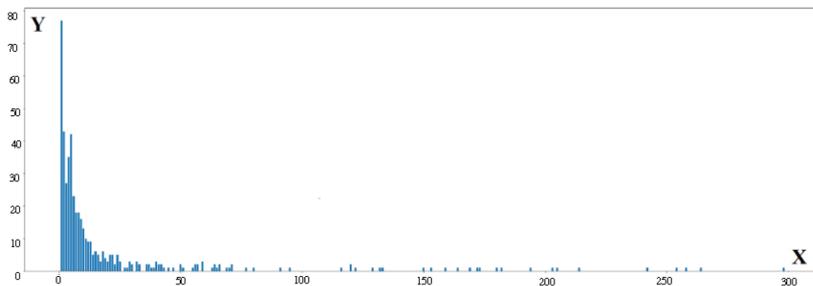


Рис. 5. График распределения количества размеченных особей



Рис. 6. Слева: изображение с аугментацией, справа: исходное изображение

В работе используется предобученная нейронная сеть Resnet50. Resnet50 основана на оптимизаторе SGD – стохастический градиентный спуск. Основные настройки спуска: шаг равен 0,005, коэффициент импульса равен 0,9, а штраф для весов равен 0,0005.

Эксперименты были связаны с разделением выборки на обучающую, которая включала 80% элементов и тестовую, включающую 10% элементов и валидационную – 10%. Точность обнаружения без аугментации в соответствии с показателем F1-score с пороговым значением 0.6 на обучающей выборке составила 0,82, на тестовой выборке составила 0,78, на

валидационной – 0,77. Точность обнаружения с аугментацией в соответствии с показателем F1-score с пороговым значением 0.6 на обучающей выборке составила 0,96, а на тестовой выборке составила 0,91.



Рис. 7. Слева: изображение с аугментацией, справа: исходное изображение



Рис. 8. Слева: изображение с аугментацией, справа: исходное изображение

Аугментация проводилась путем вертикального и горизонтального зеркалирования и поворотом на 90 градусов влево и вправо изображений.

Точность обнаружения при обучении сети по всей выборке без разбиения на пороговое значение равнялась 0.99.

В результате обучения модели при прогнозе на тестовой выборке с учетом аугментации по метрике F1-score с пороговым значением 0.6 (совпадения площади предсказанной разметки и фактической) точность детекции составила 0,91.

Таким образом, точность определения количества особей оленей существенно повышается, если использовать процесс аугментации.

Скорость падения ошибки представлена на рисунке 9. На оси “Value” отображена шкала значения ошибки в процессе обучения, на оси “Time” – количество эпох обучения. Как видно скорость уменьшения ошибки заметно падает после 125 эпохи. Всего обучение проводилось в 200 эпох.

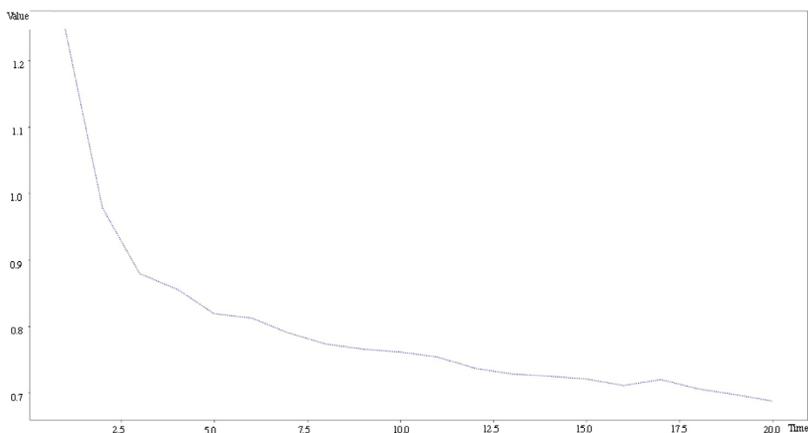


Рис. 9. Скорость падения ошибки

В работе представлены стандартные технологии методов машинного обучения, основанные на сверточных нейронных сетях, которые широко применяются в системах искусственного интеллекта. Приведена оценка перспективности их применения для учета численности популяции оленей методами компьютерного зрения.

Обсуждение

Подсчет количества особей оленей в популяции очень важна, особенно в период миграции диких животных и для сохранения численности оленей в сельскохозяйственном обороте. Обученная нейронная сеть, способна с большой вероятностью определять количество особей оленей и может играть ключевую роль для решения задачи контроля популяции.

Широкое распространение смартфонов и дронов (не говоря об авиаспособе съемки) привело к тому, что проблем со сбором данных нет, но есть проблема обработки этих данных. Поэтому, использование ансамбля из собираемого массива изображений и нейронной сети для их обработки может значительно повысить эффективность учета численности популяций оленей.

Представленная модель на основе сверточной нейронной сети рекомендуется для практического применения по учету численности популяций оленей в отраслях сельского хозяйства и экологии.

Заключение

Сохранение численности популяций оленей – это одна из важных задач экологии и сельского хозяйства. Текущие способы учета являются либо дорогими (использование чипов и ошейников), либо имеют невысокую точность (человеческий фактор при ручном счете).

Результаты данной работы могут рассматриваться как альтернативное решение путем использования сверточной нейронной сети для автоматического расчета количества особей оленей на изображениях. Основываясь на открытые данные, нейронная сеть учится распознавать наличие отдельных особей, достигая точности 0,91.

В работе был исследован подход использования машинного обучения для автоматической детекции особей оленей на изображении. Описан способ подготовки данных для дальнейшего обучения, применение аугментации для выравнивания классового неравенства, описаны основные параметры обучения нейронной сети.

Информация о конфликте интересов. Отсутствие конфликта интересов.

Информация о спонсорстве. Исследование не имело спонсорской поддержки.

Список литературы

1. Понимание концепций IU и IoU (Intersection over Union) в глубоком обучении и реализации программ на Python / Русские Блоги. URL: <https://russianblogs.com/article/4211133576/> (дата обращения: 22.03.2022).
2. Современная история таймырской популяции дикого северного оленя: динамика, управление, угрозы и пути сохранения / Серия Экологические исследования. URL: <http://journals.krc.karelia.ru/index.php/ecology/article/view/1045> (дата обращения: 22.03.2022).

3. Терещенко С.Н., Перов А.А., Осипов А.Л. Определение заболеваний маииока методами компьютерного зрения // *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*. 2021. Т. 13. № 1. С. 144-155. <https://doi.org/10.12731/2658-6649-2021-13-1-144-155>
4. Терещенко С.Н., Перов А.А., Осипов А.Л. Классификация внекорневых заболеваний яблоневых культур методами компьютерного зрения // *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*. 2021. Т. 13. № 3. С. 103-118. <https://doi.org/10.12731/2658-6649-2021-13-3-103-118>
5. Численность охотничьих ресурсов / Федеральное государственное бюджетное учреждение «Федеральный центр развития охотничьего хозяйства». URL: <http://www.ohotcontrol.ru/resource/number/> (дата обращения: 22.03.2022).
6. Region of interest pooling explained / Deepsense.ai. URL: <https://deepsense.ai/region-of-interest-pooling-explained/> (дата обращения: 22.03.2022).
7. Kilgo J.C., Ray H.S., Vukovich M., Goode M.J., Ruth C. Predation by coyotes on white-tailed deer neonates in South Carolina // *Journal of Wildlife Management*, 2012, vol. 76(7), pp. 1420-1430. <https://doi.org/10.1002/jwmg.393>
8. Loe L.E., Mysterud A., Veiberg V., Langvatn R. Negative density-dependent emigration of males in an increasing red deer population // *Proc Biol Sci.*, 2009, vol. 276(1667), pp. 2581-2587. <https://doi.org/10.1098/rspb.2009.0224>
9. Lyubing Zhang, Eric I. Ameca y Juárez, Zhigang Jiang. Viability analysis of the wild sika deer (*Cervus nippon*) population in China: Threats of habitat loss and effectiveness of management interventions // *Journal for Nature Conservation*, 2018, vol. 43, pp. 117-125. <https://doi.org/10.1016/j.jnc.2018.02.014>
10. Mariana B. Nagy-Reis, Mark A. Lewis, William F. Jensen, Mark S. Boyce. Conservation Reserve Program is a key element for managing white-tailed deer populations at multiple spatial scales // *Journal of Environmental Management*, 2019, vol. 248. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.109299>
11. Marrett D. Grund, Alan Woolf. Development and evaluation of an accounting model for estimating deer population sizes // *Ecological Modelling*, 2004, vol. 180, no. 2-3, pp. 345-357. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2004.04.025>
12. Region Proposal Network (RPN) — Backbone of Faster R-CNN. URL: <https://medium.com/egen/region-proposal-network-rpn-backbone-of-faster-r-cnn-4a744a38d7f9> (дата обращения: 22.03.2022).
13. Michelle H.G. Wong Yanni Mo, Bosco Pui Lok Chan. Past, present and future of the globally endangered Eld's deer (*Rucervus eldii*) on Hainan Island, China // *Global Ecology and Conservation*, 2021, vol. 26. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2021.e01505>

14. Challenges / Reindeer Herding. URL: <https://reindeerherding.org/challenges> (дата обращения: 22.03.2022).
15. Herders / Reindeer Herding. URL: <https://reindeerherding.org/herders> (дата обращения: 22.03.2022).
16. Tereshchenko S.N., Moiseeva E.D. Computer vision for determining the fraction of proppant for hydraulic fracturing // Proceedings - 2021 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing, ICIEAM, 17-21 May 2021, pp. 742–746. <https://doi.org/10.1109/ICIEAM51226.2021.9446381>
17. Tereshchenko S.N., Osipov A.L., Moiseeva E.D. Determining the Number of Wheatears on the Images of Wheat Fields by the Computer Vision Method // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing, 2022, vol. 58(3), pp. 266-272. <https://doi.org/10.3103/S8756699022030074>
18. Tereshchenko S.N., Perov A.A., Osipov A.L. Features of Applying Pretrained Convolutional Neural Networks to Graphic Image Steganalysis // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing, 2021, vol. 57(4), pp. 419-425. <https://doi.org/10.3103/S8756699021040117>
19. Faster RCNN Object detection. URL: <https://towardsdatascience.com/faster-rcnn-object-detection-f865e5ed7fc4> (дата обращения: 22.03.2022).
20. Zini V., Wäber K., Hornigold K. et al. Human and environmental associates of local species-specific abundance in a multi-species deer assemblage // Eur J Wildl Res, 2021, vol. 67, 99. <https://doi.org/10.1007/s10344-021-01539-6>

References

1. Understanding the concepts of IU and IoU (Intersection over Union) in deep learning and program implementation in Python / Russian Blogs. URL: <https://russianblogs.com/article/4211133576/> (accessed 22.03.2022).
2. Modern history of the Taimyr wild reindeer population: dynamics, management, threats and ways of conservation / Ecological Research Series. URL: <http://journals.krc.karelia.ru/index.php/ecology/article/view/1045> (accessed 22.03.2022).
3. Tereshchenko S.N., Perov A.A., Osipov A.L. Determination of cassava diseases by computer vision methods. *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*, 2021, vol. 13, no. 1, pp. 144-155. <https://doi.org/10.12731/2658-6649-2021-13-1-144-155>
4. Tereshchenko S.N., Perov A.A., Osipov A.L. Classification of foliar diseases of apple crops by computer vision methods. *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*, 2021, vol. 13, no. 3, pp. 103-118. <https://doi.org/10.12731/2658-6649-2021-13-3-103-118>
5. The number of hunting resources / Federal State Budgetary Institution “Federal Center for the Development of Hunting Economy”. URL: <http://www.ohotcontrol.ru/resource/number/> (accessed 22.03.2022).

6. Region of interest pooling explained / Deepsense.ai. URL: <https://deepsense.ai/region-of-interest-pooling-explained/> (accessed 22.03.2022).
7. Kilgo J.C., Ray H.S., Vukovich M., Goode M.J., Ruth C. Predation by coyotes on white-tailed deer neonates in South Carolina. *Journal of Wildlife Management*, 2012, vol. 76(7), pp. 1420-1430. <https://doi.org/10.1002/jwmg.393>
8. Loe L.E., Myserud A., Veiberg V., Langvatn R. Negative density-dependent emigration of males in an increasing red deer population. *Proc Biol Sci.*, 2009, vol. 276(1667), pp. 2581-2587. <https://doi.org/10.1098/rspb.2009.0224>
9. Lyubing Zhang, Eric I. Ameca y Juárez, Zhigang Jiang. Viability analysis of the wild sika deer (*Cervus nippon*) population in China: Threats of habitat loss and effectiveness of management interventions. *Journal for Nature Conservation*, 2018, vol. 43, pp. 117-125. <https://doi.org/10.1016/j.jnc.2018.02.014>
10. Mariana B. Nagy-Reis, Mark A. Lewis, William F. Jensen, Mark S. Boyce. Conservation Reserve Program is a key element for managing white-tailed deer populations at multiple spatial scales. *Journal of Environmental Management*, 2019, vol. 248. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2019.109299>
11. Marrett D. Grund, Alan Woolf. Development and evaluation of an accounting model for estimating deer population sizes. *Ecological Modelling*, 2004, vol. 180, no. 2-3, pp. 345-357. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2004.04.025>
12. Region Proposal Network (RPN) — Backbone of Faster R-CNN. URL: <https://medium.com/egen/region-proposal-network-rpn-backbone-of-faster-r-cnn-4a744a38d7f9> (accessed 22.03.2022).
13. Michelle H.G. Wong Yanni Mo, Bosco Pui Lok Chan. Past, present and future of the globally endangered Eld's deer (*Rucervus eldii*) on Hainan Island, China. *Global Ecology and Conservation*, 2021, vol. 26. <https://doi.org/10.1016/j.gecco.2021.e01505>
14. Challenges / Reindeer Herding. URL: <https://reindeerherding.org/challenges> (accessed 22.03.2022).
15. Herders / Reindeer Herding. URL: <https://reindeerherding.org/herders> (accessed 22.03.2022).
16. Tereshchenko S.N., Moiseeva E.D. Computer vision for determining the fraction of proppant for hydraulic fracturing. *Proceedings - 2021 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing, ICIEAM, 17-21 May 2021*, pp. 742–746. <https://doi.org/10.1109/ICIEAM51226.2021.9446381>
17. Tereshchenko S.N., Osipov A.L., Moiseeva E.D. Determining the Number of Wheatears on the Images of Wheat Fields by the Computer Vision Method. *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, 2022, vol. 58(3), pp. 266-272. <https://doi.org/10.3103/S8756699022030074>

18. Tereshchenko S.N., Perov A.A., Osipov A.L. Features of Applying Pretrained Convolutional Neural Networks to Graphic Image Steganalysis. *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, 2021, vol. 57(4), pp. 419-425. <https://doi.org/10.3103/S8756699021040117>
19. Faster RCNN Object detection. URL: <https://towardsdatascience.com/faster-rcnn-object-detection-f865e5ed7fc4> (accessed 22.03.2022).
20. Zini V., Wäber K., Hornigold K. et al. Human and environmental associates of local species-specific abundance in a multi-species deer assemblage. *Eur J Wildl Res*, 2021, vol. 67, 99. <https://doi.org/10.1007/s10344-021-01539-6>

ДААННЫЕ ОБ АВТОРАХ

Терешенко Сергей Николаевич, заведующий кафедрой «Прикладная информатика», доцент, кандидат технических наук
ФГБОУ Новосибирский государственный университет экономики и управления
ул. Каменская, 56, г. Новосибирск, Новосибирская область, 630099,
Российская Федерация
sg12@ngs.ru

Осипов Александр Леонидович, доцент, кандидат технических наук
ФГБОУ Новосибирский государственный университет экономики и управления
ул. Каменская, 56, г. Новосибирск, Новосибирская область, 630099,
Российская Федерация
alosip@mail.ru

Моисеева Екатерина Дмитриевна, студент
ФГБОУ Новосибирский государственный университет экономики и управления
ул. Каменская, 56, г. Новосибирск, Новосибирская область, 630099,
Российская Федерация
medngueu@gmail.com

DATA ABOUT THE AUTHORS

Sergei N. Tereshchenko, Department Chair «Applied Informatics», associate professor, Candidate of Engineering Science
Novosibirsk State University of Economics and Management
56, Kamenskaya Str., Novosibirsk, 630099, Russian Federation

sg12@ngs.ru

ORCID: <http://orcid.org/0000-0003-2309-8445>

SPIN-code: 2036-7632

Scopus Author ID: 57224680881

Alexander L. Osipov, Associate Professor, Candidate of Engineering Science

Novosibirsk State University of Economics and Management

56, Kamenskaya Str., Novosibirsk, 630099, Russian Federation

alosip@mail.ru

ORCID: <http://orcid.org/0000-0002-1809-9147>

SPIN-code: 5697-8004

Scopus Author ID: 7202978114

Ekaterina D. Moiseeva, student

Novosibirsk State University of Economics and Management

56, Kamenskaya Str., Novosibirsk, 630099, Russian Federation

medngueu@gmail.com

ORCID: <http://orcid.org/0000-0001-6417-9503>

SPIN-code: 8081-4456

Scopus Author ID: 57283315400

Поступила 14.06.2023

После рецензирования 23.08.2023

Принята 22.09.2023

Received 14.06.2023

Revised 23.08.2023

Accepted 22.09.2023