

**Тезисы доклада**

1. **НАЗВАНИЕ ДОКЛАДА:**

Применение нейронных сетей для автоматизации определения численности лосей на основе аэрофотосъемки

Application of neural networks for automatic animals counting on aerial images

1. **АВТОРЫ:**

Рогов А. А., Талбонен А. Н., Тимонин А. О., Калинин А. В.

Rogov A.A. Talbonen A. N., Timonin A. O., Kalinin A. V.

1. **ОРГАНИЗАЦИЯ (полное наименование, без аббревиатур):**

Петрозаводский государственный университет

Petrozavodsk State University

1. **ГОРОД:**

Петрозаводск

Petrozavodsk

1. **ТЕЛЕФОН:**

78-51-40, 71-10-40

1. **ФАКС:**

71-10-00

1. **E-MAIL:**

rogov@psu.karelia.ru, antal@sampo.ru, timonin@cs.karelia.ru, kalinin@cs.karelia.ru

1. **АННОТАЦИЯ**:

В статье рассматривается комбинированный метод автоматического поиска и классификации объектов на изображениях полученных методом аэрофотосъемки.

Совместное использование алгоритма Виолы-Джонса и сверточной нейронной сети показывает высокие значения полноты и точности. Описанный метод обладает высокой скоростью поиска объектов и может применяться для различных типов изображений.

The paper describes the combined method of automatic detection and classification objects on aerial images. It consists of Viola-Jones algorithm and convolutional neural network. This method performs high results of precision and recall. The proposed approach has a low execution time and can be applied in different conditions.

1. **КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА**:

Аэрофотосъемка, обработка изображений, поиск объектов на изображениях, распознавание образов, нейронные сети

Aerial photography, image processing, search for objects in images, pattern recognition, neural network

**10. ТЕКСТ ТЕЗИСОВ ДОКЛАДА:**

**Введение**

Экологический мониторинг с помощью аэрофотосъемки актуален многих объектов фауны, следовательно наиболее перспективными являются методы автоматической (автоматизированной) обработки аэрофотоснимков с использованием универсальных алгоритмов, что в перспективе позволит настраивать один и тот же алгоритм под разные целевые объекты (лоси, сайгаки и др.) и условия съемки (заснеженные леса, степи и др.). Объектом исследования стали снимки, полученные от компании ООО «ФИНКО» г. Ижевска, сделанные для мониторинга численности лосей на территории одного из районов Орловской области в зимний период. Фотографии имеют разрешение 4000х3000 пикселей. Пример фрагмента (300x400 пикселей) такого снимка приведен на рис. 1.



Рисунок 1. Пример искомых объектов.

В данной статье рассматриваются наиболее предпочтительные методы и подходы к решению задачи автоматизации контроля численности целевых объектов и приводится их сравнение [1].

**Методы. Возможные подходы.**

При поиске небольших по размеру объектов наиболее предпочтительным являются методы обнаружения, основанные на обработке скользящего окна. Исходя из выше описанных требований были рассмотрены следующие алгоритмы:

1. Алгоритм Виолы-Джонса[2], представляющий собой детектор Хаара, работающий в скользящем окне (haar);
2. Сверточные нейронные сети[3] (cnn);
3. Локальные бинарные шаблоны[4] (lbp).

Были разработаны классификаторы с использованием данных методов, описание которых представлено с следующих разделах.

В данной работе полнота (recall) вычисляется как отношение найденных релевантных документов к общему количеству релевантных документов. Полнота характеризует способность системы находить нужные пользователю объекты, но не учитывает количество нерелевантных объектов, выдаваемых пользователю. Точность (precision) вычисляется как отношение найденных релевантных объектов к общему количеству найденных документов. Точность характеризует способность системы выдавать в списке результатов только релевантные объекты [5].

**Алгорит Виолы-Джонса**

Алгоритм Виолы-Джонса показал наилучшие результаты полноты, поэтому было решено использовать его в качестве основного метода поиска объектов на изображении. Метод Виолы-Джонса **-** алгоритм, позволяющий обнаруживать объекты на изображениях в реальном времени, в связи с этим алгоритм обладает высоким быстродействием. Его обычно применяют для обнаружения лиц людей на изображениях, но так же используется для обнаружения любых объектов. Основной проблемой при использовании этого алгоритма является сложный и затратный процесс обучения: требуется указать большое количество релевантных и нерелевантных изображений. С учетом того, что в нашем случае объектами поиска являлись лоси, которые редко встречались на изображениях, требовалось сформировать выборку из исходной коллекции 640 релевантных и 9800 нерелевантных объектов.

В данной работе используется реализация алгоритма обучения каскада Хаара из библиотеки компьютерного зрения с открытым исходным кодом OpenCV [6].

В качестве параметров были использованы различные комбинации значений, наилучшие результаты с точки зрения полноты показала первая группа параметров (haar-1): scaleFactor = 1,3 и minNeighbors = 4. Вторая группа параметров (haar-2): scaleFactor = 1,1 и minNeighbors = 3 показала наилучший результат относительно точности.

**Сверточная нейронная сеть.**

Сверточная нейронная сеть (СНС) – специальная архитектура искусственных нейронных сетей, нацеленная на эффективное распознавание изображений. СНС широко применяются для классификации изображений и показывают наилучшие результаты среди других алгоритмов классификации.

В данном исследовании для работы со СНС была использована библиотека Caffe [7], которая является бесплатной и поставляется с открытым исходным программным кодом. Она предоставляет набор утилит для формирования и подготовки обучающей выборки, а так же утилиту для обучения СНС.

Описание конфигурации сверточной нейронной сети и настройка процесса обучения производится с помощью конфигурационных файлов, которые представляет собой текстовое описание настроек. Для обучения СНС было подготовлено множество из 640 релевантных объектов и 640 нерелевантных.

За основу конфигурации сверточной нейронной сети была взята структура сети CIFAR-10 [8]. Выходной слой был настроен так, что соответствовал искомым классам изображения (0 – нерелевантный объект, 1 – релевантный объект). Полученная сверточная нейронная сеть была использована для классификации объектов полученных с помощью метода Виолы–Джонса.

**Комбинированный метод**

На первом этапе комбинированного метода, изображения из коллекции подаются на вход детектора. Для достижения наилучших показателей используется алгоритм обнаружения с параметрами, соответствующими результатам с наибольшей полнотой. В результате работы этого алгоритма получается набор найденных объектов, среди которых могут быть релевантные и нерелевантные объекты. На втором этапе найденные объекты подаются на вход классификатора, задачей которого является сортировка объектов (требуется оставить релевантные объекты и отбросить нерелевантные). Таким образом удается повысить точность поиска целевых объектов.

В таблице 1 представлены результаты работы комбинированного алгоритма с использованием нескольких методов. На всех фотографиях общее количество лосей равно 30. Количество аэрофотоснимков — 1000.

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Обозначение | Найдено | Релевантных | Точность | Полнота | F-мера |
| haar-1 | 50 | 22 | 0,44 | 0,917 | 0,595 |
| haar-2 | 340 | 23 | 0,068 | 0,958 | 0,126 |
| haar-1 + lbp | 42 | 19 | 0,45 | 0,79 | 0,573 |
| haar-2 + lbp | 283 | 20 | 0,07 | 0,83 | 0,129 |
| haar-1 + cnn | 30 | 21 | 0,7 | 0,88 | 0,778 |
| haar-2 + cnn | 83 | 21 | 0,25 | 0,88 | 0,393 |

таблица 1. Результаты

**Заключение.**

Таким образом были получены следующие результаты с учетом всех методов фильтрации: точность - 70%, полнота - 88%. Полученный комбинированных метод, состоит из нескольких уже известных способов поиска объектов на изображении: алгоритм Виолы-Джонса и сверточные нейронные сети.

На данный момент теоретические и практические исследования в указанных направлениях продолжаются. В частности будут исследованы дополнительные методы фильтрации для достижения большей точности.

\*Работа выполняется при финансовой поддержке Программы стратегического развития ПетрГУ в рамках реализации комплекса мероприятий по развитию научно-исследовательской деятельности.

**Литература**

1. Талбонен А.Н., Рогов А.А., Калинин А.В., Тимонин А.О., Автоматизация контроля численности целевых объектов фауны с помощью аэрофотосъ[емки](http://elibrary.ru/item.asp?id=23826166). [Фундаментальные исследования](http://elibrary.ru/contents.asp?issueid=1408076). 2015. [№ 6-2](http://elibrary.ru/contents.asp?issueid=1408076&selid=23826166). С. 291-295.
2. Viola P., Jones M. Robust Real-time Object Detection // Second International Workshop on Statistical and Computational Theories of Vision – Modelling, Learning, Computing and Sampling. – Vancouver, Canada, 2001.
3. T. Ojala, M. Pietik¨ ainen, D. Harwood A Comparative Study of Texture Measures with Classification Based on Feature Distributions // Pattern Recognition, vol. 29, 1996, pp. 51-59
4. Le Cun B. B., Denker J. S., Henderson D., Howard R. E., Hubbard W., Jackel L.D. Handwritten digit recognition with a back-propagation network // Advances in neuralinformation processing systems, 1990, pp. 396-404.
5. М. Агеев, И. Кураленок, И.Некрестьянов Официальные метрики РОМИП 2009 — Режим доступа:<http://romip.ru/romip2009/20_appendix_a_metrics.pdf>
6. OpenCV [электронный ресурс] URL:<http://opencv.org/> Загл. с экрана. Яз. англ.
7. Jia, Yangqing and Shelhamer, Evan and Donahue, Jeff and Karayev, Sergey and Long, Jonathan and Girshick, Ross and Guadarrama, Sergio and Darrell, Trevor Caffe: Convolutional Architecture for Fast Feature Embedding // arXiv preprint arXiv:1408.5093, 2014
8. CIFAR-10 and CIFAR-100 datasets [электронный ресурс] URL: http://www.cs.toronto.edu/ kriz/cifar.html Загл. с экрана. Яз. англ.