

УДК 004.93'1

***АВТОМАТИЧЕСКАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ ДРЕВОСТОЯ
ПО ЦИФРОВЫМ ИЗОБРАЖЕНИЯМ***

Петов С. С.

магистрант,

Тихоокеанский государственный университет,

Хабаровск, Россия

Стригунов В.В.

к.ф.-м.н., доцент,

Тихоокеанский государственный университет,

Хабаровск, Россия

Аннотация

В статье рассматривается реализация автоматической классификации древостоя по цифровым изображениям с помощью сверточной нейронной сети.

Ключевые слова: классификация древостоя, Caffe, AlexNet, семантическая сегментация изображений, классификация изображений.

AUTOMATIC CLASSIFICATION OF TREES IN DIGITAL IMAGES

Petov S. S.

undergraduate,

Pacific State University,

Khabarovsk, Russia

Strigunov V. V.

Ph.D., associate professor,

*Pacific State University,
Khabarovsk, Russia*

Annotation

In article implements an automatic classification of trees in digital images using convolutional neural networks.

Keywords

classification of trees, Caffe, AlexNet, semantic segmentation images, classification images.

Введение

Объектно-ориентированный подход для извлечения объектов из цифровых изображений применяется для широкого круга научных и прикладных задач. Одной из таких задач является автоматическая классификация деревьев по данным дистанционного зондирования. Целями классификации древостоя (совокупность древесной растительности, образующей лес) с использованием дистанционного зондирования являются оценка биоразнообразия, мониторинг инвазивных видов растений, картирование среды обитания диких животных, управление лесами и др. [1].

В данной работе основной задачей являлся анализ изображений леса высокого разрешения с целью автоматического определения типов деревьев и их границ. В качестве исходных данных использовались цифровые изображения, полученные с помощью беспилотного летательного аппарата (БПЛА).

Теоретические основы

Классификация определяет единичные объекты на изображении или выделяет объекты в прямоугольник, по контуру, с помощью полученных свойств. В прежних пиксельных методах классификация базировалась на отдельном пикселе, который не представляет семантическое единство географической ре-

Дневник науки | www.dnevniknauki.ru | СМИ Эл № ФС 77-68405 ISSN 2541-8327

альности (географический объект) и пренебрегает важностью соседних пикселей [2]. Поэтому в настоящее время пиксельные методы не эффективны для изображений с высоким разрешением, поскольку они содержат слишком много деталей. Следующим развитием стал переход от отдельных пикселей до их групп, в которых пиксели, находящиеся в непосредственной близости и имеющие аналогичные спектральные характеристики, группируются в сегмент [3].

Семантическая сегментация – это разделение изображения на отдельные области, соответствующие различным объектам с дальнейшей классификацией этих областей. Она является более сложной задачей, чем задача классификации изображений и поиска объектов, что обусловлено не только необходимостью определения классов объектов, но и выявления их структуры, правильного выделения частей объектов на изображении.

Для решения указанных задач сегментации и классификации используются сверточные нейронные сети. По сравнению с обычными нейронными сетями они имеют меньшее количество настраиваемых параметров, устойчивость к масштабированию, сдвигам и поворотам. С помощью двумерной иерархической структуры сверточных сетей исключается то, что при большом входном изображении количество нейронов не будет многократно увеличиваться, и нейронная сеть учтет всю топологию изображения, а не примет его как одно целое. В двумерной иерархической структуре нейроны сгруппированы в плоскости, а плоскости – в слои. От слоя к слою размер плоскости уменьшается и получается многослойная модель. Из-за этого на вход нейронов поступают не все данные с предыдущих слоев, а только часть. Поэтому на каждой плоскости есть свои наборы весов, называемые ядрами [4].

Практическая реализация и результаты

Из большого разнообразия библиотек для глубокого обучения нейронных сетей в данной работе выбрана среда обучения «Caffe», разработанная Яньцинем Цзя в университете Беркли [5]. Данная библиотека поддерживает

множество типов машинного обучения и нацелена, в первую очередь, на решение задач классификации и сегментации. Проектирование слоев, управление данными, обучение нейронных сетей и отслеживание производительности и результатов с помощью визуализации для упрощения будут выполняться при помощи веб-приложения «DIGITS» (Deep Learning GPU Training System) [6], а в качестве модели сверточной нейронной сети будет использоваться «AlexNet». Эта модель состоит из восьми слоев: первые пять слоев сверточные, остальные три слоя полносвязные. Визуализация слоев представлена на рис 1.

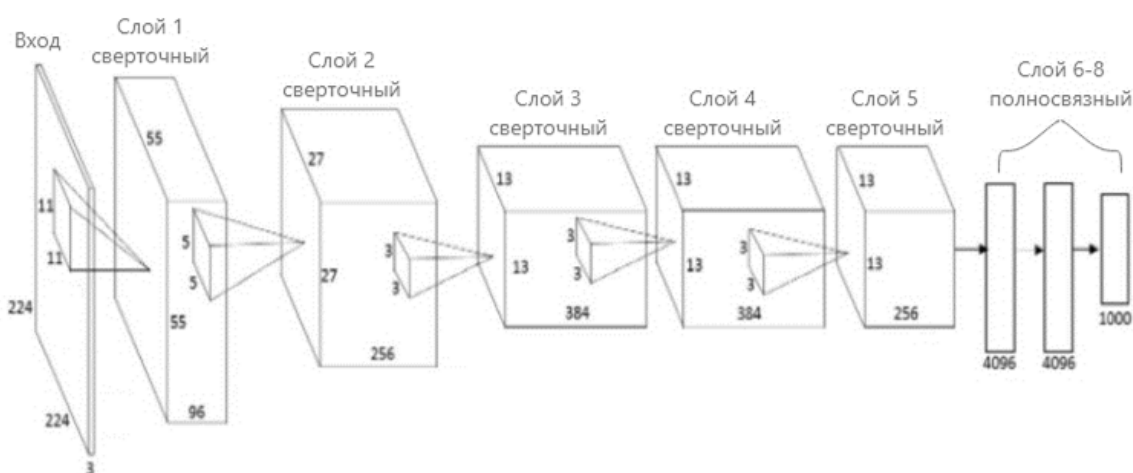


Рис. 1 – Слои в модели «AlexNet»

Обучающая база состоит из кадров видеосъемки размерами 1920×1080 [7] и 1920×1012 [8] пикселей (рис. 2) и созданных масок к каждому изображению (рис. 3).

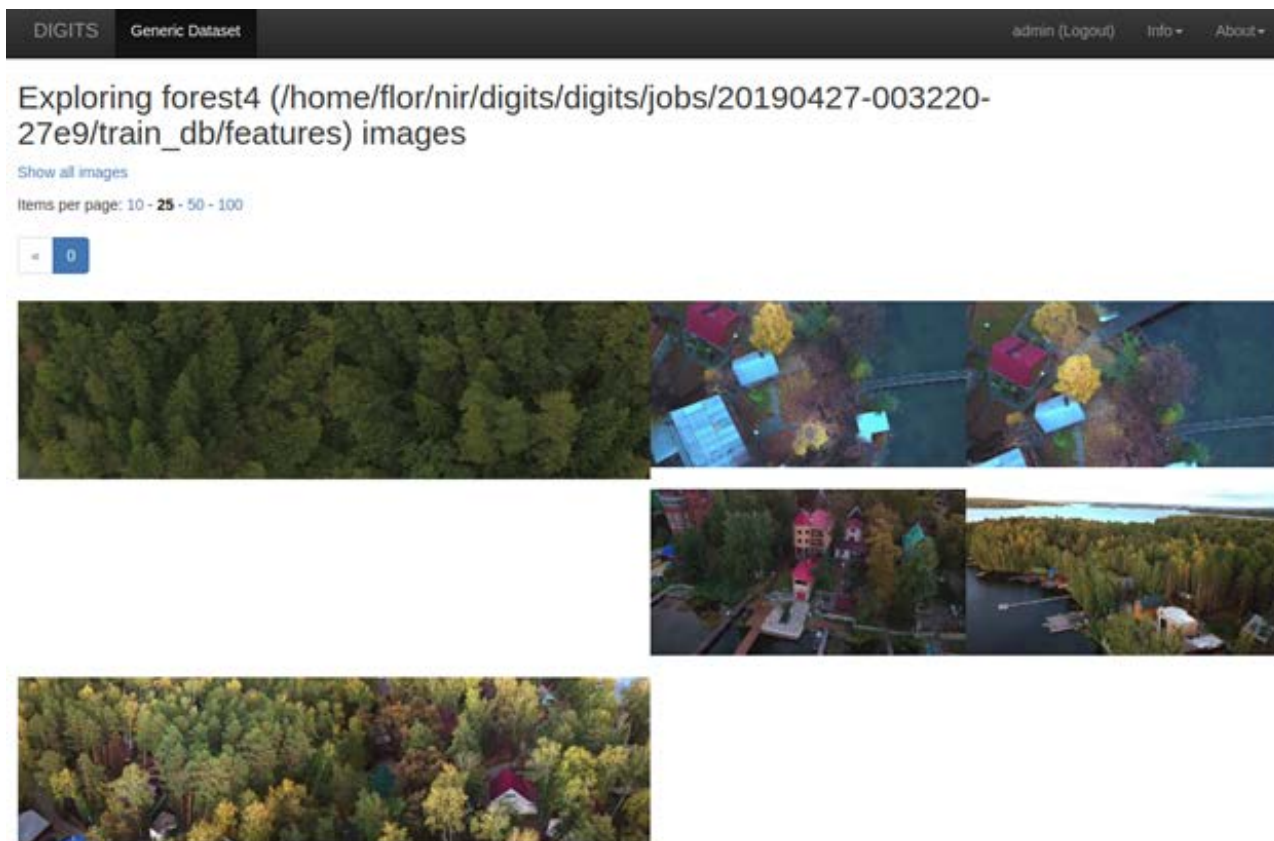


Рис. 2 – Входные изображения для обучения

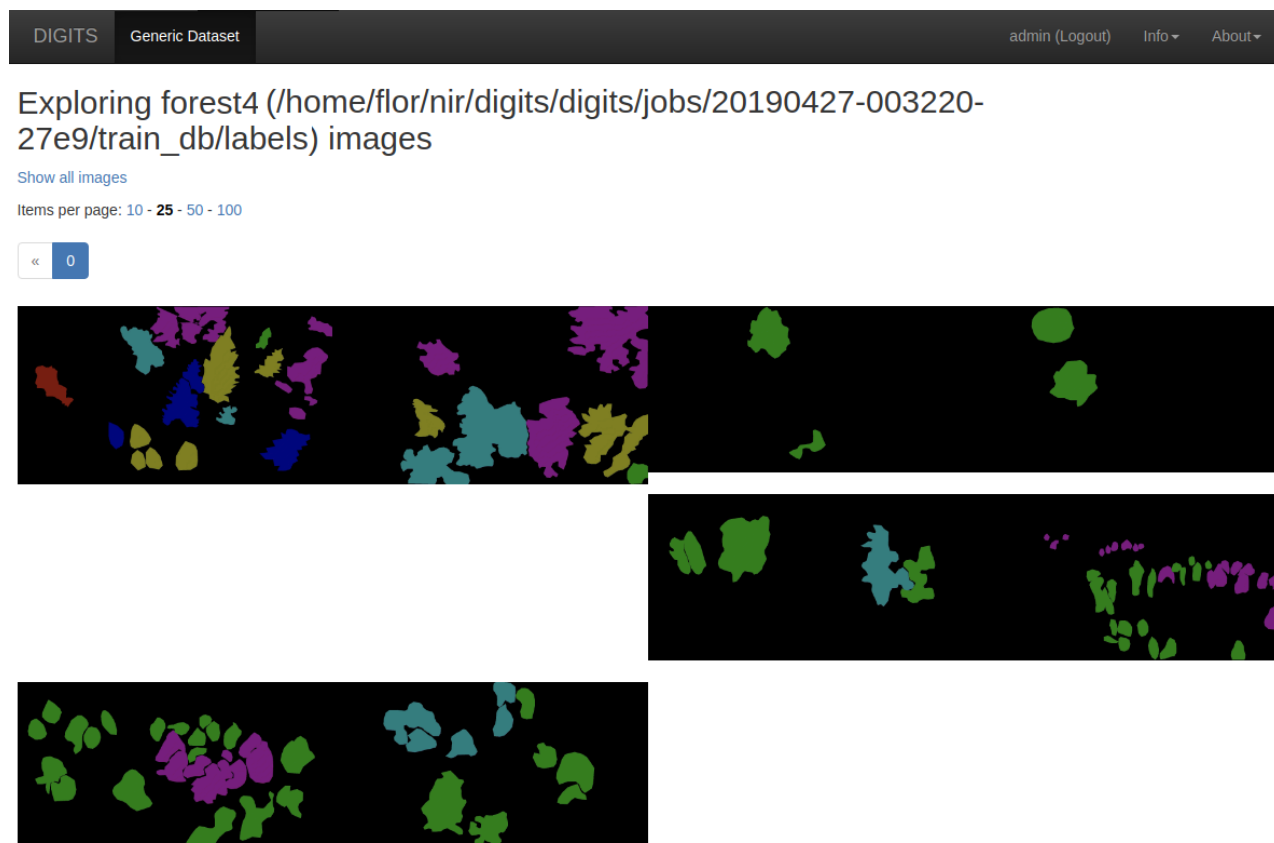


Рис. 3 – Маски к изображениям для обучения

На маске каждая порода деревьев обозначена своим цветом. Карта цветов показана на рис. 4.

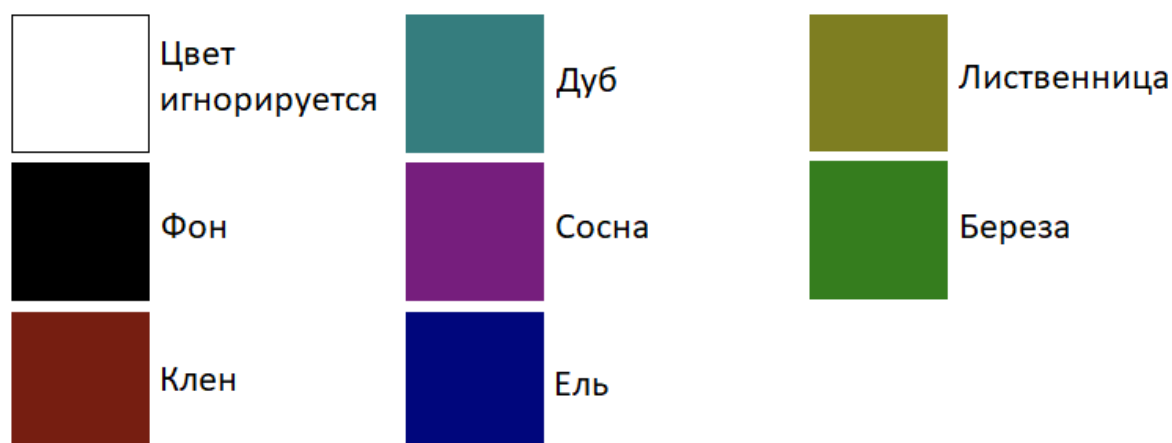


Рис. 4 – Карта цветов

При обучении и тестировании применялись следующие параметры нейронной сети: коэффициент обучения 0.001; частота изменения коэффициента каждые 1000 эпох; величина изменения коэффициента изменения 0.1. Модель переобучалась 2 раза. Количество эпох обучения в сумме составило около 2000, из-за малой обучающей базы. Время обучения в сумме составило около 36 часов. Графики обучения и переобучения нейронной сети представлены на рис. 5 и 6.

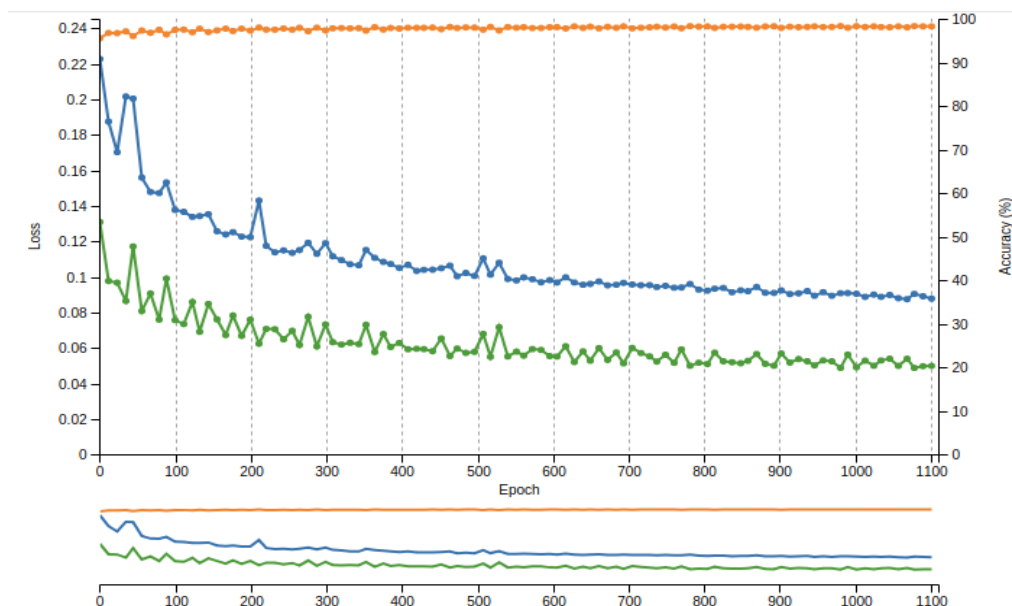


Рис. 5 – Обучение нейронной сети

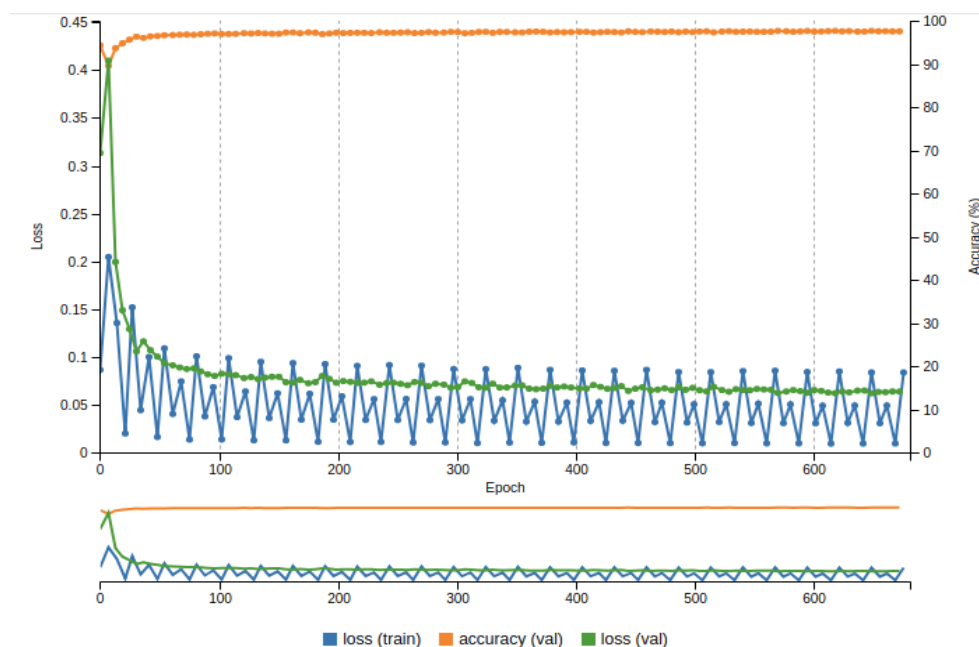


Рис. 6 – Переобучение нейронной сети

Из результатов, представленных на рис. 6, можно сделать вывод, что точность (процент совпадения пикселей выхода сети с тестовой выборкой) составляет более 90%. Однако, в действительности это не так. Из-за малой выборки нейронная сеть не может распознать большую часть деревьев или те деревья, на

Дневник науки | www.dnevniknauki.ru | СМИ Эл № ФС 77-68405 ISSN 2541-8327

которых она обучалась, но в другой цветовой гамме. Рассмотрим результаты семантической сегментации леса по трем снимкам: лес, лес с дорогой, лес с водными объектами.

Например, в обучающей базе не было проезжих дорог в лесу и модель посчитала овраг с кустами как насаждения берез (рис. 7).



Рис. 7 – Результаты семантической сегментации леса с дорогой

На других изображениях нейронная сеть выделила контуры деревьев и определила их точнее. Результаты сегментации леса предоставлен на рис. 8, а на рис. 9 лес с водными объектами.

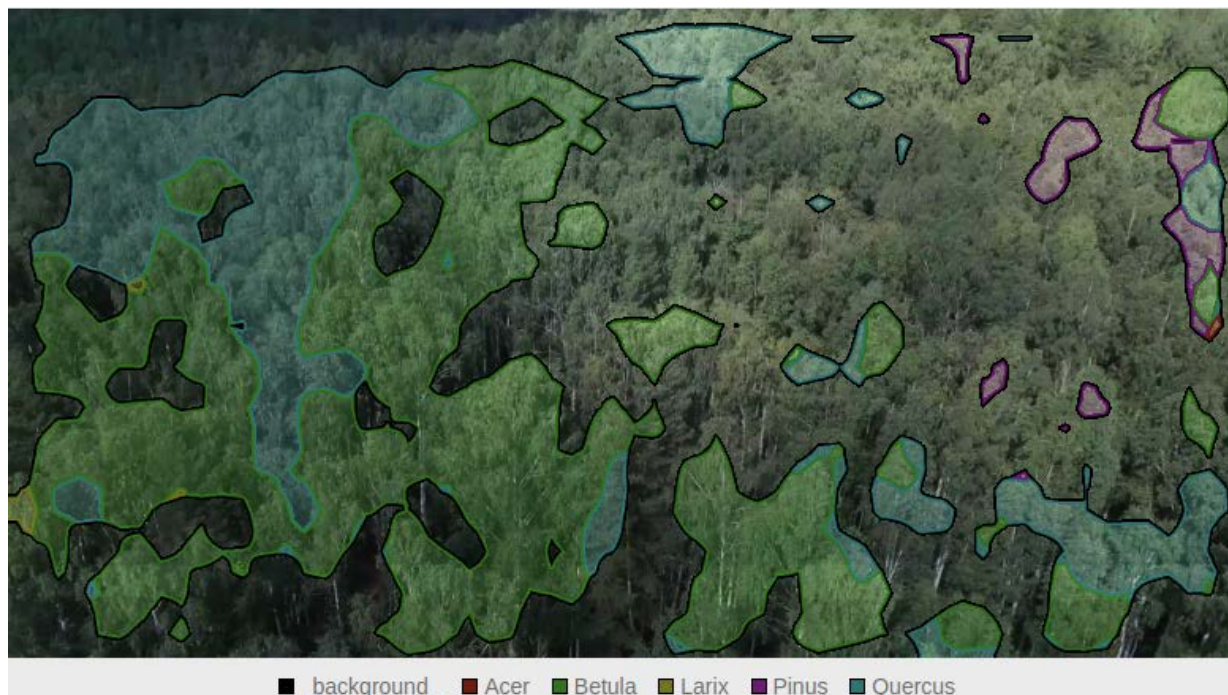


Рис. 8 – Результаты семантической сегментации леса



Рис. 9 – Результаты семантической сегментации леса с водными объектами

Итак, реализованная нейронная сеть сегментирует и классифицирует 6 пород деревьев: береза, дуб, клен, лиственница, ель, сосна. В дальнейшем для улучшения точности сегментации и классификации требуется пополнить обу-

чающую базу для уже имеющихся и новых пород деревьев, а также предусмотреть наличие различных элементов ландшафта.

Библиографический список:

1. Masanori Onishi¹, Takeshi Ise. Automatic classification of trees using a UAV onboard camera and deep learning. [Электронный ресурс]: Режим доступа: <https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1804/1804.10390.pdf> свободный (дата обращения: 21.05.2019).
2. Geodetski vestnik. Object-based image analysis of remote sensing data 55/4 2011. [Электронный ресурс]: Режим доступа: http://geodetski-vestnik.com/55/4/gv55-4_665-688.pdf свободный (дата обращения: 22.01.2019).
3. Geodetski vestnik. Object-based image analysis of remote sensing data 55/4 2011. [Электронный ресурс]: Режим доступа: http://geodetski-vestnik.com/55/4/gv55-4_665-688.pdf свободный (дата обращения: 22.01.2019).
4. Jonathan Long, Evan Shelhamer, Trevor Darrell. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation. UC Berkeley. [Электронный ресурс]: Режим доступа: https://people.eecs.berkeley.edu/~jonlong/long_shelhamer_fcn.pdf свободный (дата обращения: 21.05.2019).
5. Caffe. Layer catalogue. [Электронный ресурс]: Режим доступа: <http://caffe.berkeleyvision.org/tutorial/layers.html> свободный (дата обращения: 21.05.2019).
6. NVIDIA. Image Segmentation Using DIGITS 5 [Электронный ресурс]: Режим доступа: devblogs.nvidia.com/image-segmentation-using-digits-5/ свободный (дата обращения: 21.05.2019).
7. Pine Tree Forest from Above. [Электронный ресурс]: Режим доступа: ru.dreamstime.com/video146479757 свободный (дата обращения 23.05.2019)
8. Aerial shoot above forest flying between two tree tops. [Электронный ресурс]: Режим доступа: [ru.dreamstime.com/ video118838520](http://ru.dreamstime.com/video118838520) свободный (дата обращения 23.05.2019)

Оригинальность 96%