

## ДЕТЕКТИРОВАНИЕ ТЕНЕЙ НА СПУТНИКОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ НА ОСНОВЕ ОБУЧЕНИЯ В ЦВЕТОВОЙ СХЕМЕ HSV

Г.А. Станчик<sup>1)</sup>, А.М. Недзьведь<sup>2,1)</sup>

<sup>1)</sup> Белорусский государственный университет  
пр. Независимости, 4, 220030, г. Минск, Беларусь, [genstantchik@gmail.com](mailto:genstantchik@gmail.com)

<sup>2)</sup> Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси,  
ул. Сурганова 6, Минск, 220012, [nedzveda@gmail.com](mailto:nedzveda@gmail.com)

В данной статье приведено описание структуры теней на изображении и основных методов ее исследования. Представлен механизм действия разработанного метода обнаружения теней на изображении.

**Ключевые слова:** Тень; сверточная нейронная сеть; полутень; окклюзия.

## SHADOW DETECTION ON SATELITE IMAGES BASED ON LEARNING USING HSV COLOR SCHEMA

Н. А. Stantchik<sup>a)</sup>, А. М. Nedzved<sup>b,a)</sup>

<sup>a)</sup> Belarusian state university  
Nezavisimosty, 4, 220030. Minsk, Belarus, [genstantchik@gmail.com](mailto:genstantchik@gmail.com)

<sup>b)</sup> The United Institute of Informatics Problems of the NAS of Belarus  
Surganova st. 6, Minsk 220012, [nedzveda@gmail.com](mailto:nedzveda@gmail.com)

This article provides description of shadows on images and basic methods of its research. Also mechanism of action of developed method of shadow detection on images is provided.

**Key words:** Shadow; convolutional neural network; penumbra; occlusion.

**Введение.** Обработка изображения имеет дело с анализом и модификацией изображений, видео и т. д. В общем случае под обработкой изображений подразумевается обработка сигналов. Входными данными для этого процесса являются изображения, например, фотографии или видеокadres, а выходом может быть либо изображение, либо набор характеристик или параметров, связанных с таким изображением.

Тень – это область, куда прямой свет от его источника не попадает из-за препятствий со стороны объекта. Свойства тени зависят от размеров

объектов и углов источника света. Основная проблема, вызванная тенями, заключается в уменьшении или полной потере информации на изображении.

Целью доклада является представление разработанного авторами метода по обнаружению теней на изображениях.

**Структура теней на изображении.** Феномен тени происходит, когда объект полностью или частично закрывает прямой источник света. Тень бывает двух видов: отбрасываемая и собственная. Отбрасываемая тень – тень, проецируемая объектом по направлению от источника света. Собственная тень – это затемнение на части объекта, на которую не попадает прямой свет. Часть отбрасываемой тени, где свет полностью заблокирован объектом, называется полной тенью, в то время как часть объекта, на которой источник света заблокирован лишь частично, называется полутенью.

Полной тенью называют самую темную ее часть. С другой стороны, полутень – это область, в которой только часть источника света скрыта окклюзирующим объектом. Альтернативное определение полутени состоит в том, что полутень – это область, в которой некоторые или все источники света скрыты, т. е. полная тень является подмножеством полутени [1].

**Структура нейронной сети.** Основными элементами искусственной нейронной сети являются входные, скрытые и выходные нейроны, а также связи и веса, функция активации, способ (правило) обучения.

Сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Network) состоят из нейронов, которые имеют обучаемые веса и смещения. В сверточной нейронной сети модель связи между узлами основана на том, как устроен человеческий глаз. Нейроны реагируют на раздражители в ограниченной области пространства, известной как рецептивное поле. Рецептивные поля частично перекрывают друг друга, таким образом эффективно перекрывая все поле зрения.

Функция выхода слоя свертки выглядит следующим образом:

$$f_{i,j,k} = \max(\omega_k^T x_{i,j}, 0),$$

где  $\omega$  – вектор параметров;  $x$  – вектор сигналов предыдущего слоя;  $i, j$  – индексы сигнала;  $k$  – индекс канала.

Двумерная свертка – это простая операция, которая начинается с ядра, представляющего из себя матрицу весов (рис. 1). Ядро «скользит» над двумерным изображением, поэлементно выполняя операцию умножения с той частью входных данных, над которой оно сейчас

находится, и затем суммирует все полученные значения в один выходной пиксел.

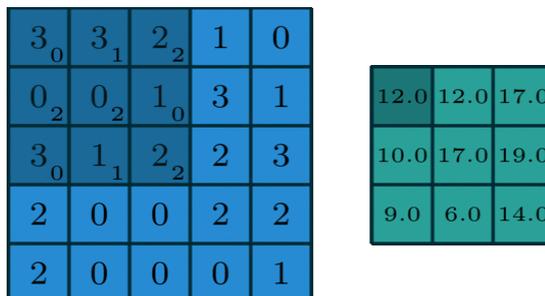


Рис. 1. Матрица признаков

В данном исследовании была использована сверточная нейронная сеть VGGNet-16, которая предварительно обучена с помощью набора данных ImageNet [2, 3]. Дальнейшая точная настройка путем экспериментальных данных, рассмотренных в докладе, проводилась с помощью тестов. На рис. 2 показана общая архитектура VGG Net-16, использованной в данном исследовании. VGG Net-16 состоит из 16 слоев, включая 13 сверточных и три полносвязных (Fully Connected Layer).

**Предложенный метод обнаружения теней.** Суть предложенного метода обнаружения теней заключается в поиске регионов на изображении, которые потенциально могут быть тенями, и передаче данных регионов сверточной нейронной сети, которая впоследствии определит, является ли регион тенью или нет.

Сначала на исходном изображении выбираются регионы, которые на порядок темнее других пикселей, что осуществляется с помощью анализа гистограммы изображения. Далее каждый регион просматривается с учетом следующего правила: если значение  $H$  (цветовой схемы HSV) пикселей, входящих в него, отличается от значения  $H$  пикселей, смежных с ним, и в это же время значения  $S$  и  $V$  практически не меняют своих значений, то регион помечается как подозрительный на тень и готовится к передаче в нейронную сеть (рис. 2, 3). После этого нейронная сеть пытается провести классификацию.

Для дообучения и тестирования распознавания теней сетью на спутниковых изображениях использовался набор из 50 изображений, полученных из сервиса Google Maps. Данный набор был разделен на два множества: дообучающий и тестовый, по 25 изображений в каждом.

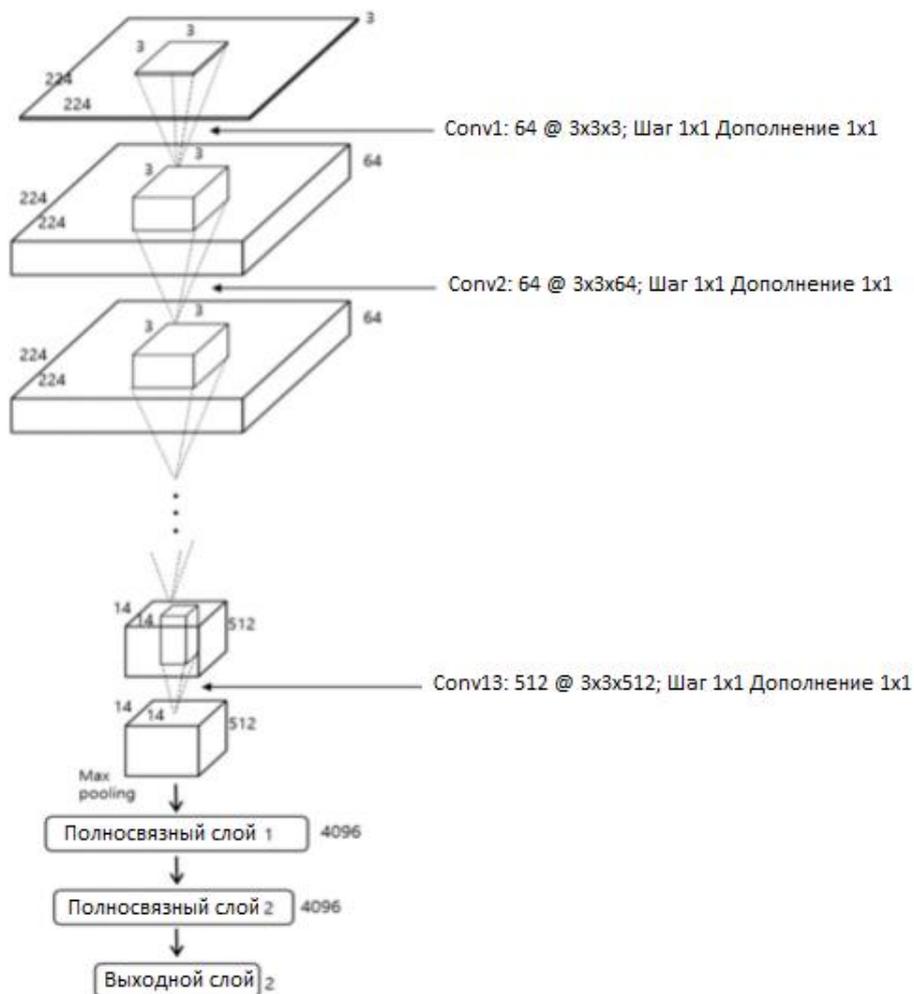


Рис. 2. Структура использованной нейронной сети



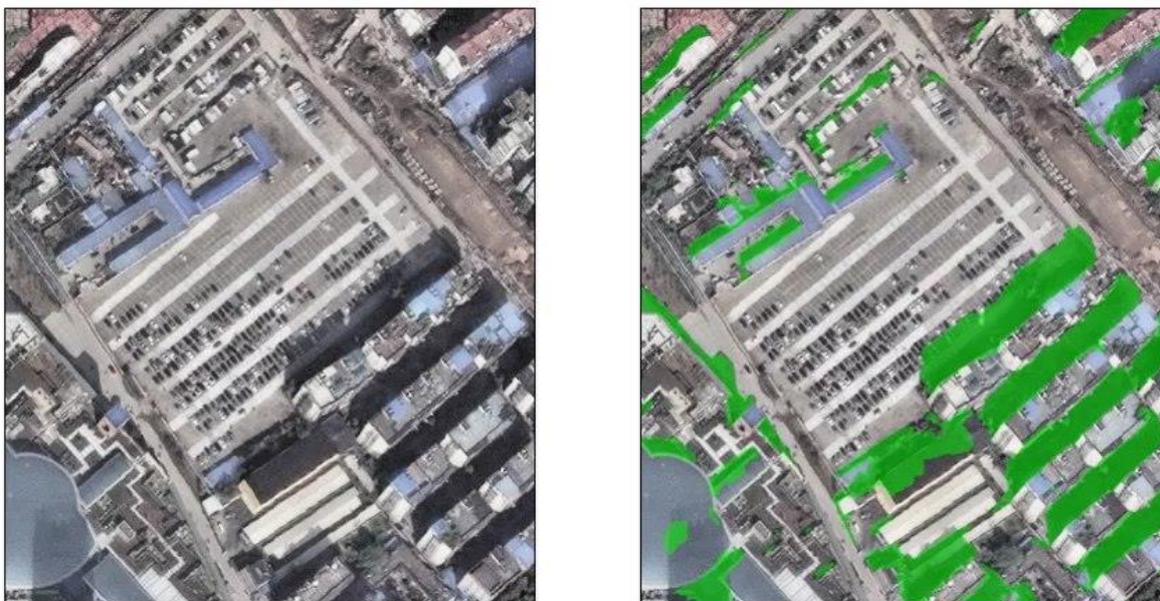
Рис.3. Предварительная обработка изображений

Для обнаружения теней на дообучающем и тестовом наборе использовался метод, предложенный в работе [4]. Такой метод использует

свойства тени на изображении для определения точек, которые потенциально могут принадлежать к теневому региону, и затем применяет наращивание регионов до тех пор, пока вся теневая область не будет находиться в регионе. Для определения точности обнаружения теневых регионов, полученного во время тестирования дообученной сети, результат сравнивался с результатом, полученным при предобработке изображений.

Точность определения зависела от того, насколько крупный массив зданий присутствовал на изображении: тень изолированной постройки определялась крайне точно, в то время как множество больших и маленьких зданий различной формы, находящиеся близко друг к другу, вызывали у сети трудности. Также проблемой являлось то, что в случае тесной застройки тень иногда ошибочно считала тенью здания темной окраски, частично находящиеся в тени, а также особо темные участки растительности.

В ходе работы сети над тестовым набором точность определения варьировалась от 63,43 (минимальное совпадение с эталоном) до 94,15 % (максимальное). Средняя точность определения по тестовому набору составила 78,68 %. Результат работы метода показан на рис. 4.



*Рис. 4.* Результат работы сети на снимке городской застройки

**Заключение.** Предложенный авторами способ имеет преимущество в точности определения перед многими из существующих методов, а также дает более высокую производительность и является универсальным. Основное ограничение других методов, использующих

информацию, которая содержится на изображении, не прибегая к нейронным сетям, заключается в том, что они предназначены для конкретных приложений и типов объектов. Поэтому в сложных сценах, как это обычно бывает для спутниковых изображений с высоким разрешением, они не являются достаточно общими для того, чтобы справляться с большим разнообразием геометрических структур, которые они могут содержать. Кроме того, при увеличении дообучающего набора можно ожидать большой рост точности определения теней. Также стоит заметить, что более сложная сеть, такая как ResNet или DenseNet, может повысить точность классификации теней. Тем не менее данные сверточные нейронные сети имеют много дополнительных связей между слоями с параметрами, которые могут значительно увеличить время обработки.

### **Библиографические ссылки**

1. Stantchik H., Nedzved A., Belotserkovsky A. Shadow description for machine learning algorithms // 14 Intern. Conf. on Pattern Recognition and Information Processing (PRIP'2019), Minsk, 21–23 May 2019 / BSUIR. Minsk: 2019. P. 306–310.
2. Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition // Proceedings of the 3rd Intern. Conf. on Learning Representations, San Diego, CA, USA, 7–9 May 2015. San Diego, 2015. P. 1–14.
3. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge / O. Russakovsky [et al.] // Intern. J. Comput. Vis. 2015. Vol. 115. P. 211–252.
4. Arevalo V., González-Jiménez J., Ambrosio G. Shadow detection in color high-resolution satellite images // Intern. J. of Remote Sensing. 2008. Vol. 29. P. 1945–1963.