

СЕМАНТИЧЕСКАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ АЭРОФОТОСНИМКОВ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННОЙ РАСТИТЕЛЬНОСТИ НА БАЗЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

С.В. Шелег

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь*

Дудкин А.А. – проф. кафедры ЭВМ, д. т. н, проф.

В данной работе рассматривается задача сегментации сельскохозяйственных полей по данным аэрофотосъемки различного пространственного разрешения. В качестве основы алгоритма распознавания используется свёрточная нейронная сеть с архитектурой U-Net. Предложенный алгоритм позволяет выполнить классификацию на два класса: «растительность» и «почва». Произведён сравнительный анализ предложенного алгоритма с другим нейросетевым алгоритмом.

Ключевые слова: нейронные сети, семантическая сегментация, обработка изображений, дистанционное зондирование Земли.

Цель работы: теоретически обосновать, разработать и проверить эффективность алгоритма семантической сегментации аэрофотоснимков различного пространственного разрешения сельскохозяйственной растительности, полученных с помощью цифровой съемки.

Задачи исследования: 1. Исследовать особенности аэрофотоснимков сельскохозяйственной растительности; 2. Изучить существующие варианты решения задачи семантической сегментации изображений с применением нейронных сетей. 3. Разработать алгоритм семантической сегментации изображений аэрофотоснимков сельскохозяйственной растительности. 4. Обосновать полученные результаты.

Введение

Семантическая сегментация изображений заключается в выделении на изображении локальных областей (сегментов), соответствующих различным классам объектов. Ручная сегментация - длительный и трудозатратный процесс. Автоматизация данного процесса является актуальной задачей хотя бы с экономической точки зрения. На сегодняшний день существует множество методов и алгоритмов классификации объектов на изображениях, в том числе на снимках земной поверхности, обеспечивающих хорошие результаты работы. Однако данным алгоритмам присущи определенные недостатки.

В отличие от задач локализации и детектирования объектов на изображении, задача семантической сегментации является более сложной. Это обусловлено необходимостью не только верно определить принадлежность объекта на изображении к определенному классу, но и максимально четко определить границы и структуру объекта на изображении. Наиболее распространенным на сегодняшний день методом семантической сегментации изображений в задачах точного земледелия является применение свёрточных нейронных сетей. Например, в работе [1] производится сегментация и инжирных плантаций. Предложенный в статье метод основан на свёрточной нейронной сети SegNet [2]. Средняя точность составила 93.85%.

В статье [3] предлагается алгоритм сегментации корней и почвы, основанный на U-Net [4]. Кроме того, авторы провели сравнение с Frangi-Net [5]. Обе архитектуры показывают сходные результаты (точность 99.7% у U-Net против 99.6% у Frangi-Net).

В работе [6] представлено описание аппаратно-программной платформы для сегментации с целью нахождения сорняков. В основе алгоритма сегментации лежит свёрточная нейронная сеть, содержащая 3 свёрточных слоя и 2 полносвязных слоя. Заявленная точность составила 97%.

В работе [7] так же решается подобная задача. В данном случае используется комбинация DenseNets [8] и FCN [9]. Авторы заявляют о точности в 98%.

Как видно, использование свёрточных нейронных сетей в решениях задач сегментации позволяет добиваться хороших результатов. Так, в приведённых примерах точность составляла не менее 90%. Исходные данные

Исходные данные

Материалами для исследования являлись фотографии полей картофеля, произведённые в разное время суток и с различной высоты. Особенностью изображений растительности является то, что цвет растений зависит от погодных условий, времени суток и времени года в момент съёмки. Кроме того, различные болезни также влияют на окраску растений. Стоит учитывать, что данные факторы могут уменьшать точность сегментации.

Для обучения нейронной сети была произведена разметка исходных изображений. Для каждого исходного изображения была сделана маска, где белым цветом обозначался участок с картофелем. Набор данных для обучения содержал в себе 260 изображений.

Представленная работа фокусируется на сегментировании участков с картофелем. Классификация растения и оценка его состояния не проводилась.



Рисунок 1 – Пример фотографии картофельного поля и его разметки

Особенностью метода, предложенного в данной работе, является то, что в качестве функции потерь используется Dice Loss, который был представлен в работе [10], а в качестве метода оптимизации – Adam [11]. Входом нейронной сети является тензор, размерностью 512x512x3, выходом – тензор 512x512x1. В качестве метрики для оценки качества работы алгоритма была выбрана точность (precision). Точность при обучении составила 98.3%. Точность при тестировании – 97.2%.

Анализ полученных результатов

В качестве работы для сравнения выбрана [12]. Авторами предлагается алгоритм разделения изображений на 2 класса (почва и растение). В качестве основы алгоритма используется свёрточная нейронная сеть, имеющая 2 свёрточных слоя и 1 полносвязный слой. Размер входного слоя 33x33x3. Обучающая выборка содержала 110528 изображений (20% использовались для валидации).

Результирующая точность на валидационной выборке составила 96.9%.

Как видно, предложенный алгоритм на основе U-Net показывает лучшие результаты (98.3% против 96.9%) в задаче двухклассовой классификации. Более того, размер обучающей выборки, несопоставимо меньше (260 изображений против 110528).

Предложенный в настоящей работе алгоритм способен обрабатывать 10 изображений в секунду на ноутбуке с графическим ускорителем NVIDIA GeForce GTX 1060 with Max-Q Design, центральным процессором Intel(R) Core(TM) i7-7700HQ CPU @ 2.80GHz и 16GB оперативной памяти под управлением ОС Ubuntu 16.04.

Вывод

Была реализована система технического зрения на основе фреймворка PyTorch с применением нейронной сети с архитектурой U-Net. Система позволяет производить сегментацию фотографий с целью нахождения участков с сельскохозяйственной растительностью (картофелем). Особенностью является выбор функции Dice Loss в качестве функции потерь и метод Adam в качестве оптимизатора при обучении нейронной сети. При тестировании была достигнута точность 97.2%.

Список использованных источников:

1. Fig Plant Segmentation from Aerial Images Using a Deep Convolutional Encoder-Decoder Network [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.researchgate.net/publication/333131201_Fig_Plant_Segmentation_from_Aerial_Images_Using_a_Deep_Convolutional_Encoder-Decoder_Network
2. SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://ieeexplore.ieee.org/document/7803544/>
3. Segmentation of roots in soil with U-Net [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://plantmethods.biomedcentral.com/articles/10.1186/s13007-020-0563-0>
4. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1505.04597>
5. Frangi-Net: A Neural Network Approach to Vessel Segmentation [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1711.03345>
6. Real-time blob-wise sugar beets vs weeds classification for monitoring fields using convolutional neural networks [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.ipb.uni-bonn.de/pdfs/milioto17uavg.pdf>
7. Fully Convolutional Networks with Sequential Information for Robust Crop and Weed Detection in Precision Farming [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.ipb.uni-bonn.de/wp-content/papercite-data/pdf/lottes2018ral.pdf>
8. The One Hundred Layers Tiramisu: Fully Convolutional DenseNets for Semantic Segmentation [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1611.09326.pdf>
9. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://people.eecs.berkeley.edu/~jonlong/long_shelhamer_fcn.pdf
10. V-Net: Fully Convolutional Neural Networks for Volumetric Medical Image Segmentation [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://far.in.tum.de/pub/milletari2016Vnet/milletari2016Vnet.pdf>
11. Adam — latest trends in deep learning optimization [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://towardsdatascience.com/adam-latest-trends-in-deep-learning-optimization-6be9a291375c>
12. Ганченко В.В., Дудкин А.А. Распознавание состояния сельскохозяйственной растительности по данным аэрофотосъемки на основе сверточных сетей.