

РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ДЕТЕКЦИИ ОБЪЕКТОВ НА СПУТНИКОВЫХ СНИМКАХ

Петруненко В.Е., Климович А.Н., студенты гр. 150501

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

Перцев Д.Ю. – канд. техн. наук, доцент

Аннотация. В данной работе рассматривается выбор архитектуры и модели нейронной сети. Отражается процесс её последующего обучения для решения поставленной задачи по детекции.

Ключевые слова. Дистанционное зондирование, сверточная нейронная сеть.

Введение. В последние десятилетия человечество сталкивается с растущими вызовами в области управления и сохранения природных ресурсов. В этом контексте дистанционное зондирование Земли занимает центральное место, предоставляя качественные инструменты для наблюдения, анализа и прогнозирования различных процессов, происходящих на планете. Непосредственно для обработки данных такого масштаба в современном мире применяются различные алгоритмы машинного обучения и нейронные сети, позволяющие существенно сократить конечные трудозатраты и автоматизировать процесс.

Целью данной работы является создание и обучение такой модели нейронной сети, которая будет использоваться для детекции различных объектов жилой и технической застройки на спутниковых снимках земной поверхности. Взаимодействие с моделью осуществляется через веб-интерфейс, позволяющий загружать и анализировать отдельные снимки, либо разворачивается на локальной машине с предустановленной Python-средой.

Описание тестовых данных. В качестве тестовых данных используются снимки, полученные со спутника Sentinel-2, так как они обладают большим числом спектральных каналов (10 каналов), что значительно упрощает распознавание конкретных объектов. Например, в Яндекс и Google картах, рассчитанных на массового пользователя, используются только RGB каналы. Основные параметры тестовых данных:

1. Техническая база: SoC RockChip (на основе AIO-3588SJD4 и ROC-RK3588S-PC), персональный компьютер.

2. Источник данных 1 (приоритетный): спутниковые снимки Sentinel-2:

– спутник: Sentinel-2;

– спектральные диапазоны (10 мультиспектральных (в т.ч. красный, синий, зеленый и ближний ИК): 440 нм - 945 нм; 3 SWIR: 1373 нм - 2202 нм);

– формат представления данных: GeoTIFF.

3. Источник данных 2: спутниковые снимки DSTL:

– спутник: WorldView 3;

– спектральные диапазоны (8 мультиспектральных (в т.ч. красный, синий, зеленый и ближний ИК): 400 нм - 1040 нм; 8 SWIR: 1195 нм - 2365 нм);

– формат представления данных: GeoTIFF.

4. Объекты для распознавания: высотные здания, земли технического назначения.

Архитектура нейронной сети. Архитектура нейронной сети описывает структуру и организацию слоев, блоков и соединений. Она определяет, какие типы слоев используются, их порядок, количество скрытых слоев, функции активации и т.д. На сегодняшний день можно выделить следующие основные архитектуры:

– сверточная нейронная сеть (англ. Convolutional Neural Network, CNN);

– рекуррентная нейронная сеть (Recurrent Neural Network, RNN);

– глубокие нейронные сети (Deep Neural Network, DNN);

– трансформеры (Transformers);

– автокодировщики (Autoencoders);

Для задач сегментации данных оптимальным решением является CNN, так как данная архитектура позволяет извлекать иерархические признаки из изображений с минимальной предварительной обработкой. Данная архитектура состоит из нескольких сверточных слоев, которые применяют фильтры к входным данным для выделения различных характеристик, таких как границы объектов и текстуры. Эти слои обучаются на больших наборах данных, что позволяет им автоматически адаптироваться к различным условиям и типам изображений. При этом CNN способны автоматически объединять низкоуровневые признаки в более сложные структуры, что делает их эффективными в обнаружении объектов с различной формой, размером и контекстом. Популярность данной

архитектуры также отражается в ее частоте использования для решения задач подобного рода. Так, например, AlexNet [1], удостоенная нескольких наград, используется для выделения объектов на изображениях и их классификации. Другим примером успешного применения данной архитектуры является реализация от инженеров Google – GoogLeNet [2], также добившаяся качественного результата в своей области и получившая несколько наград.

Модель нейронной сети представляет собой конкретную реализацию выбранной архитектуры с определенными параметрами, весами и настройками. Она является ее экземпляром, который обучается на конкретном наборе данных. Наиболее популярные модели сверточных нейронных сетей:

- VGG-16;
- ResNet-50;
- LSTM;
- YOLO.

В данной работе была выбрана модель YOLO [3]. Такой выбор был обусловлен прежде всего ключевой особенностью данной модели – возможностью одноэтапной детекции объектов, что значительно снижает время обработки изображений, а также тем, что в ней соблюдается приемлемый баланс между скоростью и качеством обнаружения. Используемой версией является YOLOv8-obb medium, удовлетворяющая всем требованиям конечного продукта по скорости и точности обнаружения объектов. Алгоритм обучения для детекции объектов был реализован с использованием фреймворка PyTorch и нейронной сети от компании Ultralytics. В качестве рабочего окружения была выбрана платформа Google Colab.

Тестирование приложения. В данный момент выполняется разметка изображений в Labellmg, позволяющей вручную обрабатывать обучающий набор данных, который позднее будет использоваться для тренировки нейронной сети. PNG-изображение конвертируется в формат .YOLO, соответствующий формату для обучения нейронной сети. Пример итоговых изображений после обработки приведен на рисунке 1.



Рисунок 1 – Пример обработки изображений нейронной сетью

Весь датасет разделен на 3 категории: обучающий, используемый непосредственно для тренировки нейронной сети, валидационный, служащий индикатором качества нейронной сети, выявляющий степень её переобученности, и тестовый – датасет последнего этапа, на котором происходит проверка точности детекции и соответствие выданных данных реальности. Непосредственно датасет представляет из себя набор спутниковых снимков с преимущественно европейской застройкой (см. рисунок 2) и включает в себя 500 снимков. В дальнейшем датасет может свободно расширяться, а типы инфраструктуры становиться разнообразнее.

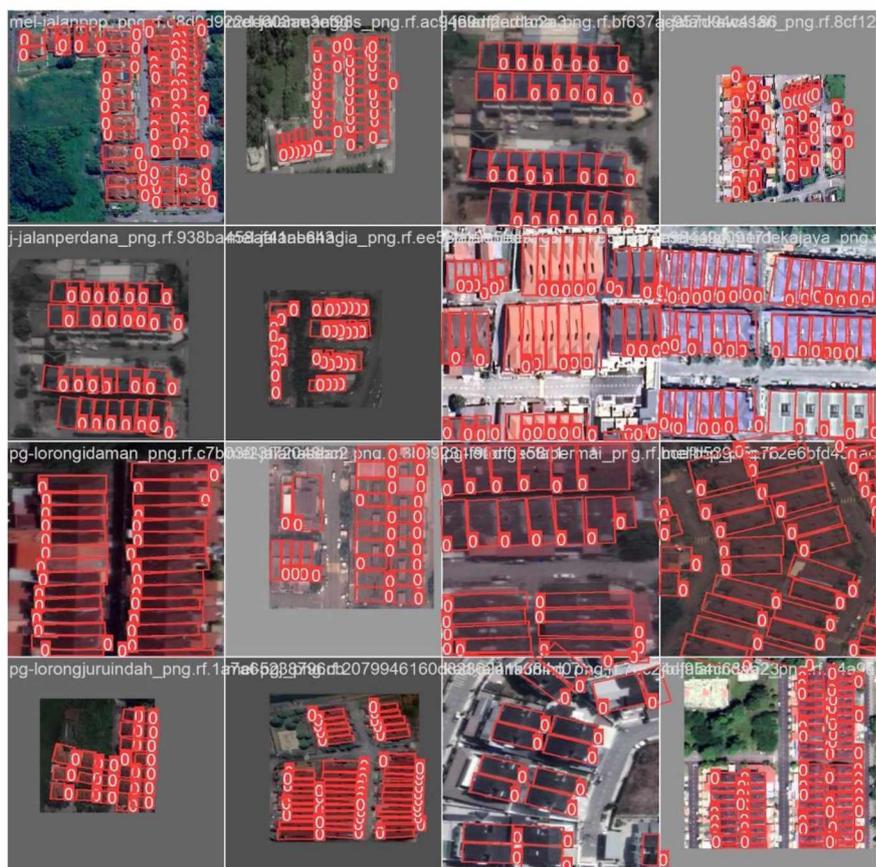


Рисунок 2 – Пример обработки изображений нейронной сетью

Заключение. В статье представлена пошаговая реализация нейронной сети для выполнения задач детекции объектов на изображениях, обоснованы выборы конкретной архитектуры и модели нейронной сети, приведены примеры ее использования. Дальнейшее развитие проекта предполагает расширение датасета, добавление новых регионов и типов застройки. Это позволит использовать его в дистанционном зондировании в качестве инструмента обработки и анализа в урбанистических исследованиях.

Список использованных источников:

1. Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton *ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks*. <https://userdyk-github.github.io/download/RESEARCH/p84-krizhevsky.pdf>.
2. Christian Szegedy, Wei Liu, Yangqing Jia *Going deeper with convolutions*. <https://arxiv.org/pdf/1409.4842.pdf>.
3. Glenn Jocher. *Going deeper with convolutions*. <https://github.com/ultralytics/yolov5?ysclid=lupscymxng129817540>.

DEVELOPMENT OF AN ALGORITHM FOR OBJECT DETECTION ON SATELLITE IMAGES

Petrunenko V.E., Klimovich A.N. students of gr. 150501

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics¹, Minsk, Republic of Belarus

Pertsev D. Y. – PhD in Engineering

Annotation. This work reflects the process of selecting the architecture and model of neural network. It describes the process of its training to solve the problem of detection.

Keywords. Remote sensing, convolutional neural network.