

НЕЙРОСЕТЕВОЙ АЛГОРИТМ ОБРАБОТКИ ГЕОПРОСТРАНСТВЕННОЙ ИНФОРМАЦИИ С БЕСПИЛОТНОГО ЛЕТАТЕЛЬНОГО АППАРАТА

А. Г. Смольский ¹⁾, С. Н. Коваленко ²⁾, М.В.Михута ³⁾

^{1,2)} Государственное учреждение «Научно-исследовательский институт
Вооруженных Сил Республики Беларусь»,
ул. Славинского, 4/3, 220103, г. Минск, Беларусь, smolsky16@mail.ru
³⁾ 31 навигационно-топографический центр
ул. Рогачевская 20, 220256, г. Минск, Беларусь, smolsky16@mail.ru

Приведен опыт использования нейросетевых технологий при обработке материалов с беспилотных летательных аппаратов, а также представлены результаты анализа методов и технологий искусственного интеллекта и экспериментальных исследований в данной предметной области. Раскрыты некоторые особенности разработанного алгоритма обработки информации, получаемой с беспилотного летательного аппарата.

Ключевые слова: беспилотные летательные аппараты, воздушная разведка, геопространственная информация, машинное обучение, нейросетевые технологии.

В современном мире практически любое управленческое решение основывается на анализе геопространственной информации (ГПИ). Вследствие этого ГПИ, представляющая собой информацию о пространственно распределенных объектах, процессах и явлениях на поверхности Земли, в ее недрах и околоземном пространстве, позволяющая устанавливать связь между ними, и закономерности их развития, зачастую становится определяющей при принятии решения [1]. В настоящее время для получения такой информации широко используются не только данные дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ), полученные при помощи космических спутников, но и беспилотных летательных аппаратов (БЛА).

Благодаря росту производительности вычислительных систем, а также совершенствованию технологий стало возможным использование для оперативной обработки возросших объемов геопространственных данных нейросетевых методов. Для этого широко используются методы и технологии искусственного интеллекта на основе сверточных нейронных сетей, которые позволяют устанавливать связь между наблюдениями и результатами их анализа без формирования математических моделей, в частности, существует огромный потенциал развития у технологии

глубокого обучения для обнаружения объектов на местности по фото-, видеоматериалам, полученным с БЛА [2, 3, 4].

Основным инструментом реализации нейросетевых технологий для выявления пространственно-однородных участков на снимке являются нейросетевые библиотеки, а именно низкоуровневая библиотека TensorFlow Object Detection и высокоуровневая библиотека Keras с открытым исходным кодом на языке программирования Python, а также эффективностью распознавания, обеспечиваемой встроенной в нее нейросетью ResNet-152 [3, 4]. Использование данных библиотек позволило определить требования к исходным фото-, видеоизображениям, поступающим на вход разработанного алгоритма обработки ГПИ с БЛА:

- формат файла с ГПИ (JPEG, PNG, TIFF);

- размер снимка (не менее 512x512);

- пространственное разрешение снимка (не более 20 см/пкс).

На первом шаге после запуска модуля распознавания происходит инициализация используемых программных библиотек.

На втором шаге производится инициализация необходимых переменных для обмена данными с БЛА, где в качестве переменных аутентификации используются IP адрес, логин и пароль, порт подключения.

На третьем шаге, при необходимости отображения карты, производится подключение к модулю ГИС, при доступности которого выводится сообщение об успешном подключении.

а четвертом шаге производится подключение двух обученных ранее моделей нейросетей, при этом в качестве входных данных могут использоваться как снимок с летательного аппарата, так и видеофайл. Эффективность распознавания нейросетью объектов на изображениях зависит от правильности выбора исходных данных для ее заблаговременного обучения, представляющих собой классифицированные массивы фото-, видеоизображений, соответствующие заданным требованиям. На примере нейросетевой модели, основанной на библиотеке Tensorflow, это выглядит так:

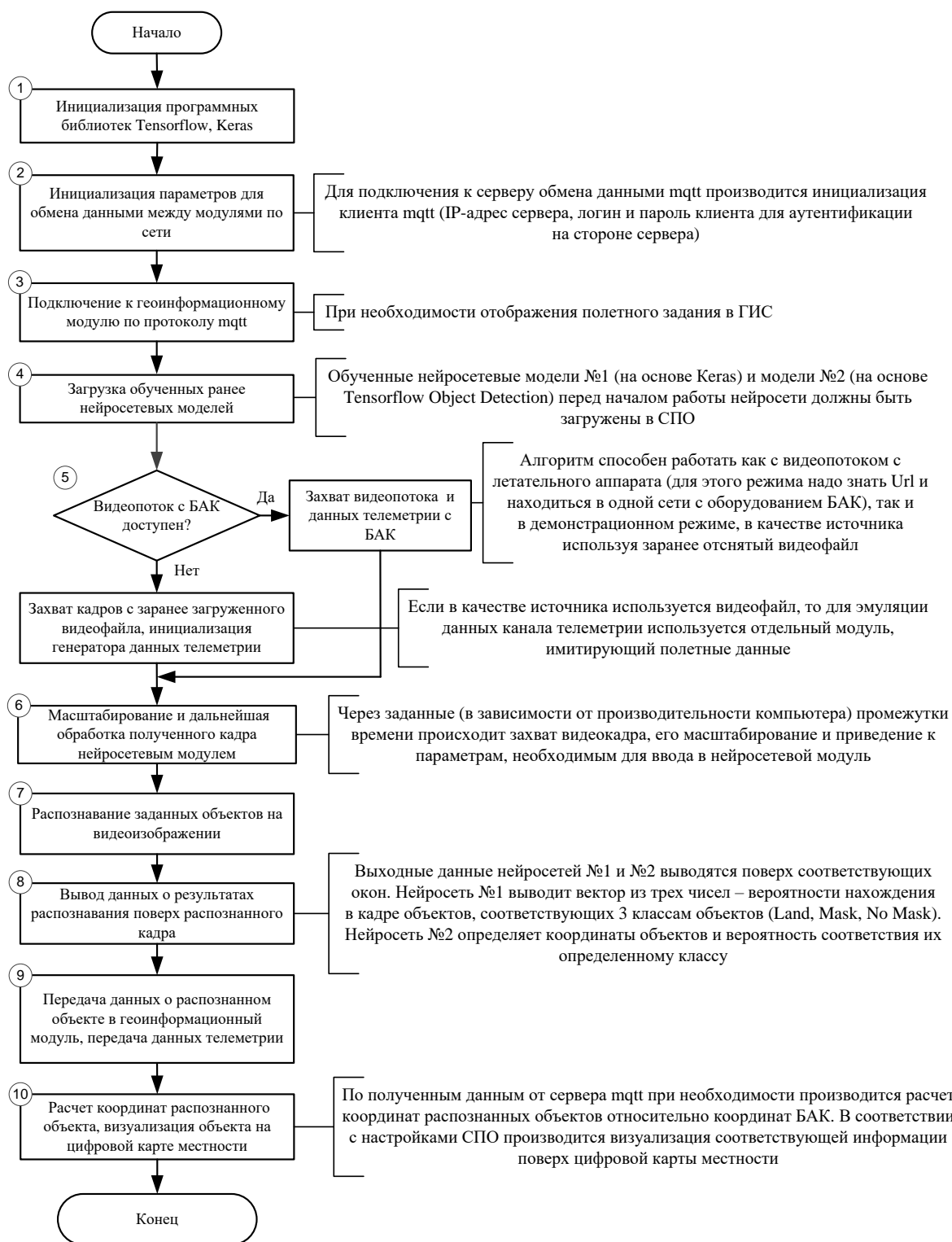
- организация рабочего пространства;

- подготовка изображений для набора исходных данных;

- генерация Tf-файлов для набора исходных данных;

- экспорт обученной нейросети для использования ее в основном модуле распознавания.

Для распознавания объектов на изображениях, получаемых с БЛА, был разработан алгоритм обработки ГПИ, который позволяет обрабатывать информацию с летательного аппарата в режиме реального времени. Блок-схема данного алгоритма представлена на рисунке.



Блок-схема алгоритма обработки ГПИ, получаемой с летательного аппарата в режиме реального времени

В результате раскадровки видеоряда был сформирован массив, включающий 1800 снимков, из которых 1131 содержал объекты определяемые нейросетью. Этого оказалось недостаточно для обучения, так как

для получения точности 0,73 минимальный набор данных должен состоять из не менее 20 000 объектов, а для получения точности модели 0,91 необходимо не менее 250 000 объектов. Наращивание массива исходных данных проводилось с помощью аугментации, основными методами которой являются: отражение по горизонтали, случайное кадрирование и изменение цвета, а также их различные комбинации.

На пятом шаге, в случае доступности видеопотока с борта БЛА в основном модуле распознавания указывается источник видеоданных в виде строки с URL – Uniform Resource Locator, унифицированным указателем ресурса, кроме того, указывается источник данных полетной телеметрии. Если видеопоток с борта БЛА недоступен, то производится захват кадров из видеофайла формата *.mp4* или *.avi*. При этом частота захвата может быть разной и определяется вычислительными возможностями компьютера, наличием дискретного графического адаптера с поддержкой технологии распараллеливания вычислений CUDA. Полетные данные и канал телеметрии формируются с помощью отдельного модуля – генератора данных телеметрии с последующей передачей в модуль ГИС и визуализацией на экране.

На шестом шаге захваченный кадр доводится до требуемых параметров для ввода в нейросетевой модуль: разрешение 64x64, нормализация диапазона пикселей [0,1] и сглаживание изображения. Подготовленный таким образом кадр передается на вход нейросети, которая в качестве выходных данных выдает вектор из трех чисел, где каждый элемент вектора соответствует вероятности нахождения в кадре объектов соответствующего класса. Например, вектор $v = [0,23; 0,11; 0,66]$ соответствует тому, что в кадре с вероятностью 0,23 находится объект 1-го класса, 0,11 – 2-го класса, 0,66 – третьего класса.

На седьмом шаге осуществляется непосредственное распознавание заданных объектов на видеоизображении с летательного аппарата с использованием обеих нейронных сетей.

На восьмом шаге результаты работы нейросети выводятся поверх видеопотока и выделяются соответствующим классу цветом. При настройке модуля распознавания можно задать условия, в соответствии с которыми модуль будет срабатывать. Например, делать вывод о нахождении в кадре объекта n -го класса при вероятности нахождения, более или равной 0,8 и так далее.

На девятом шаге результаты распознавания передаются в модуль ГИС.

На десятом шаге информация с потока телеметрии или данных генератора в требуемом формате передается в модуль ГИС, производится расчет координат распознанного объекта и его визуализация на экране.

Точность определения координат объектов зависит от навигационной аппаратуры, установленной на используемом типе летательного аппарата. Основной модуль распознавания продолжает работу до тех пор, пока программа не будет остановлена оператором, либо не произойдет окончание захвата кадров из видеофайла.

Апробация алгоритма обработки информации, получаемой с БЛА, показала:

для эффективной работы алгоритма необходим значительный объем данных для обучения нейросети;

вследствие обучения нейросетевой модели на данных с определенных типов летательных аппаратов реализация алгоритма возможна исключительно на входных данных, полученных при помощи БЛА со схожей целевой нагрузкой;

наличие на изображении небольшого шума влияет на возможности алгоритма в задаче распознавания, выдавая в выходных данных класс объекта несоответствующий реальному (принцип состязательной атаки).

Применение разработанного алгоритма обработки ГПИ с БЛА на основе обученной нейронной сети подтвердило возможность распознавания различных объектов на местности в режиме реального времени вне зависимости от условий обстановки, что особенно критично в военной сфере. Опыт применения нейросетевых технологий для решения практических задач по обнаружению на снимке объектов военного назначения доказал их достаточную эффективность, не уступающую возможностям оператора БЛА, а по некоторым параметрам значительно превосходящую. Это говорит о перспективности развития данного направления исследований и его значительном практическом потенциале.

Библиографические ссылки

1. *Чандра А.М., Гош С.К.* Дистанционное зондирование и географические информационные системы – М.: Техносфера – 2008. – 312 с.

2. *Аггавал Чару.* Нейронные сети и глубокое обучение. – Висьямс, 2020 – ISBN: - 978-5-907203-01-3.

3. *Николенко С.И., Кадурич А.А., Архангельская Е.О.* Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей / Питер, 2020.

4. Что такое сверточная нейронная сеть [Электронный ресурс] Режим доступа: <https://habr.com/ru/post/309508/> (дата обращения 15.05.22).