

ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ПРЕПЯТСТВИЙ

Лазько В. О.

Научный руководитель – Ковалева И. Л., к.т.н., доцент

Одним из способов повышения эффективности в сельском хозяйстве является использование беспилотной сельскохозяйственной техники. Такие машины способны обрабатывать поля с точностью до сантиметра и могут делать это многие часы без остановки. Однако использование беспилотных комбайнов затруднено из-за их значительной стоимости и наличия сложного рельефа сельхозугодий. Поэтому разработка системы обнаружения препятствий, используемой для детектирования объектов на пути движения комбайна и предупреждения о них комбайнера, является актуальной задачей [1].

Существует, как минимум, два класса алгоритмов для решения данной задачи: нейросетевые алгоритмы и алгоритмы на основе методов классического компьютерного зрения. В данной работе используется нейросетевой алгоритм обнаружения препятствий с изображения камеры. Для решения поставленной задачи была выбрана нейронная сеть FCOS (Fully Convolutional One-Stage Object Detection). Эта нейросеть предназначена для детектирования объектов, является одной из первых безъякорных, что обеспечивает ее большую точность в связи с меньшим количеством глобальных параметров модели, имеет высокую скорость обучения и выполнения и открытый исходный код.

Любые нейронные сети разрабатываются универсальными, предназначенными для решения различных задач и обработки разных изображений. Для адаптации нейросети под определенную задачу требуется обучить сеть для работы на определенных классах объектов.

Обучение — это процесс тренировки нейронной сети для выполнения определенной задачи. Нейронные сети обучаются путем первичной обработки нескольких больших наборов размеченных или неразмеченных данных. На основе этих примеров сети могут более точно обрабатывать неизвестные входные данные. Для обучения нейронной сети составляется обучающая выборка – набор пар входных и выходных данных, на которых сеть изучаются необходимые свойства данных.

Для адаптации нейронной сети FCOS под поставленную задачу требуется обучающая выборка из предварительно размеченных вручную изображений, содержащих объекты препятствий, встречающихся комбайну, таких как люди, птицы, сельхозтехника, столбы линий

электропередач. В процессе подготовки обучающей выборки было проанализировано 1500 видеорядов, из которых для разметки было отобрано 1750 изображений с различными объектами препятствий на них.

Отобранные изображения размечены с использованием онлайн-ресурса CVAT (Computer Vision Annotation Tool) в соответствии со следующими классами препятствий: люди, птицы, транспорт, вытянутые объекты (столбы линий электропередач, деревья), округлые небольшие объекты (снопы, камни и т.п.). Для выделения объект обводится в прямоугольник. На рисунке 1 показан пример размеченного изображения, содержащий три объекта препятствий: машину и двух людей.



Рис. 1. Пример размеченного изображения

В ходе данной работы вручную было размечено 1750 изображений с различными классами препятствий. По завершению разметки был сформирован итоговый .json-файл, который содержит информацию о классах объектов и координатах описывающих их прямоугольников. На рисунке 2 приведено изображение, соответствующее информации, записанной в итоговом файле. Из рисунка 2 видно, что к препятствию класса человек, размеченного на рисунке прямоугольником, относятся две структуры: первая - название класса и его порядковый номер, вторая – порядковый номер прямоугольника, номер картинки, номер класса, площадь прямоугольника, координаты левого верхнего угла прямоугольника, его длина, ширина и угол поворота. К картинке относится отдельная структура, содержащая порядковый номер картинки, ее название и размеры.

Для увеличения размера обучающей выборки была написана функция отражения всех размеченных изображений и координат описывающих их

прямоугольников по горизонтали. За счет этого размер обучающей выборки увеличился и составил 3500 изображений.

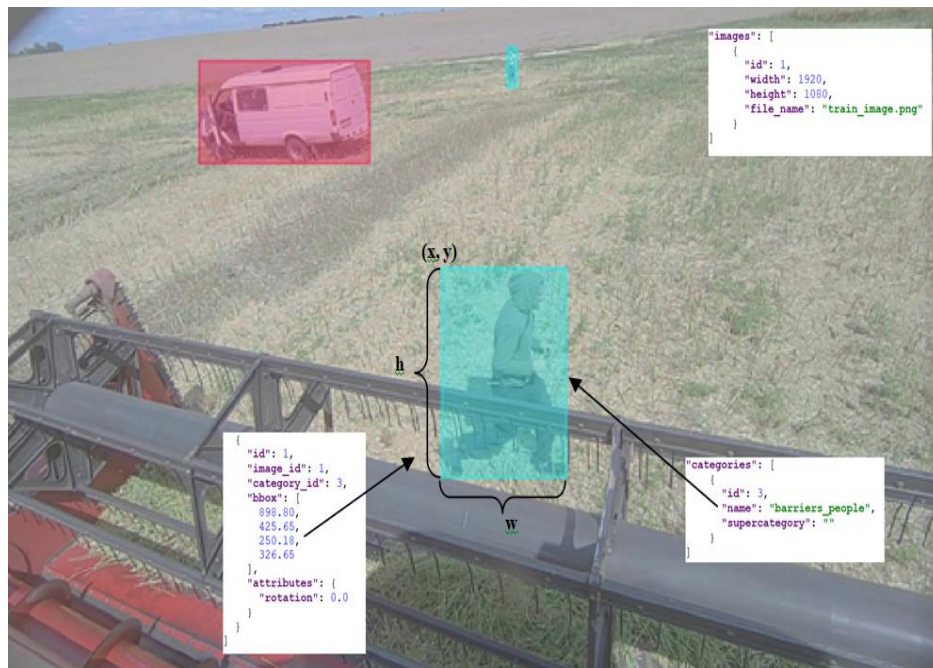


Рис. 2. Размеченное изображение

Для адаптации нейронной сети FCOS под задачу распознавания препятствий в конфигурационных файлах нейронной сети были настроены параметры, описанные ниже.

BASE_LR: 0.0001 – скорость обучения, которая определяет, как быстро будут обновляться значения весов в процессе обучения.

IMS_PER_BATCH: 8 – так как весь тренировочный набор данных разделяется на партии, можно регулировать размер партии в зависимости от размеров данных и доступной памяти.

_C.INPUT.TO_BGR255 = True – параметр, означающий, что исходное изображение должно передаваться в формате BGR, со значениями цветности пикселей от 0 по 255.

_C.MODEL.FCOS.NUM_CLASSES = 6 – число классов, включающих фон.

_C.MODEL.FCOS.FPN_STRIDES = [16, 32, 64, 128] – коэффициенты масштабирования объектов на разных уровнях функциональной пирамидной сети.

При обучении нейронной сети было проведено 30100 итераций на 3500 картинках, обученная модель экспортирована в формат onnx.

Литература

1. Беспилотные автомобили в 2022 году [Электронный ресурс]. URL:

<https://nangs.org/news/technologies/bespilotnye-avtomobili-v-2020-godu-kak-daleko-prodvinulisy-tehnologii> (Дата обращения: 22.04.2023).

УДК 004

РАЗРАБОТКА ПОДХОДА К ПОДБОРУ ИТ-ПЕРСОНАЛА НА ОСНОВАНИИ НЕЧЕТКИХ БИНАРНЫХ ОТНОШЕНИЙ

Навоева А.С.

Научный руководитель – Ковалева И.Л., к.т.н., доцент

В настоящее время на рынке ИТ-сферы есть много кандидатов, которые находятся в поиске профессиональных возможностей, и не всегда каждый специалист может пройти собеседование на интересующую его позицию, в связи с чем он готов попробовать свои силы в новом направлении.

Использование нечетких бинарных отношений позволило разработать подход, дающий возможность оценить перспективность каждого кандидата с точки зрения его соответствия различным позициям. Данный подход заключается в следующем: кандидату предлагается пройти тест, который позволяет тестировать кандидата по всем открытым позициям одновременно. Исходя из анализа результатов теста в автоматическом режиме с помощью нечетких бинарных отношений можно будет выявить наиболее подходящего кандидата на данную открытую позицию, а также сформировать базу кандидатов, которые могут подойти на другие открытые позиции по другим направлениям. Рассмотрим предлагаемый подход на примере. Для определения соответствия кандидатов вакансиям воспользуемся композицией исходных нечетких отношений (max-min), которая показывают в какой степени кандидат соответствует вакансии. Для этого построим нечеткую модель, основанную на двух бинарных нечетких отношениях \tilde{S} и \tilde{T} . Первое из данных нечетких отношений строится на двух базисных множествах X и Y , а второе на двух базисных множествах Y и Z , где X – описывает множество позиций в данной компании, Y – множество навыков, а Z – множество кандидатов на прием. В данном контексте нечеткое отношение \tilde{S} содержательно описывает профилирование специальностей, а \tilde{T} – профилирование кандидатов на вакансию.

Для конкретности пусть множества имеет следующий вид:

$$X = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}, \quad (1.1)$$