

УДК 004.896

СВЁРТОЧНАЯ НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ТРАНСПОРТНЫМ СРЕДСТВОМ

Пуховский С. А., студент гр. ИСт-201, I курс
Научный руководитель: Ощепкова Е. А.,
Кузбасский государственный технический университет
имени Т.Ф. Горбачева
г. Кемерово

Часто ли вы пользуетесь мобильным телефоном, планшетом, компьютером? Наверняка очень часто. А есть ли среди вас те, у кого есть устройства, входящие в состав умного дома? Умная лампочка, розетка, колонка? Если вы хотя бы на один вопрос ответили да, то вы замечаете, как современные технологии очень активно проникают в наш мир и наш быт. Конечно, автомобильный транспорт, как одно из самых сложных технических устройств нашего с вами быта, тоже обязан был стать «умным», рано или поздно. Так, сегодня очень активно развивается беспилотный транспорт, внедряются в дорожную инфраструктуру элементы искусственного интеллекта, что позволяет создать методы и системы, предназначенные для оптимизации и повышения безопасности дорожного движения.

Вообще, в развитии беспилотного транспорта на сегодняшний момент существуют 2 подхода: классический, в котором в качестве основного элемента, вокруг которого строится все системы беспилотника, является лидар, и второй подход, где основной упор делается на использование камер и компьютерного зрения, т.е. – искусственного интеллекта, созданного для распознавания образов. Предлагаем рассмотреть, почему классический подход не актуален. Во-первых, лидар – дорогостоящее оборудование, а на одну беспилотную машину их нужно несколько, что очень увеличивает цену конечного продукта, и такие беспилотники не могут стать массовыми априори. Во-вторых, лидар не способен определять ничего, кроме как расстояния до объекта, а при работе автопилота бывает очень важно знать, что это за объект, машина это или дерево, а не просто набор точек пространства.

На сегодняшний день существуют несколько крупных компаний, занимающихся выпуском беспилотных автомобилей в серийном производстве. И чтобы рассмотреть то, как именно проходит обучение беспилотных автомобилей, была проанализирована работа компании Тесла, как лидера рынка в нише умных машин.

Что делают нейронные сети в автомобиле? В машине восемь камер, которые снимают видео. Нейронные сети смотрят эти видео, обрабатывают их и делают прогнозы относительно того, что они видят. Нас интересует дорожная разметка, участники движения, прочие объекты и расстояния до них, проезжая часть, светофоры, дорожные знаки и так далее.

Основная задача, которую сети решают в автомобиле это распознавание образов. Последние лет пять, современные подходы к обработке изображений с использованием компьютеров также начали использовать нейронные сети, но в данном случае – искусственные нейронные сети. Искусственные нейронные сети представляют собой грубое математическое приближение зрительной коры. Здесь тоже есть нейроны, они связаны друг с другом. Типичная нейронная сеть включает десятки или сотни миллионов нейронов, и каждый нейрон имеет тысячи связей.

Так как же проходит процесс обучения автопилота от компании Tesla? Как уже было сказано ранее, Tesla находится в наилучшем положении относительно других конкурентов на рынке беспилотного транспорта, потому что у Tesla есть огромный автопарк машин – «флот», собирающих все необходимые данные (на момент 2019 года таких машин в распоряжении компании находится больше 425 тысяч, что опережает другие компании в сотни или даже в тысячи раз). Благодаря «флоту» компания имеет доступ к невероятному по размеру количеству разнообразных данных, необходимых для обучения нейронных сетей.

Процесс обучения нейронных сетей начинался с самого очевидного, но при этом не менее важной вещи при вождении автомобиля – определение разметки. Изначально, разметка отмечалась на видео, получаемых с флота, сотрудниками компании, и нейронная сеть училась определять, где находится разметка, но позже обозначением разметки стали заниматься особые алгоритмы. После того, как сеть научилась определять разметку, анализу поддаются типичные дорожные ситуации, как перестроение, торможение и разгон, и поведение в них водителей. После этого начинается разбор не типичных дорожных происшествий.

Процедура, которую Tesla повторяет снова и снова для обучения нейронной сети нестандартным ситуациям, выглядит следующим образом: «Мы начали со случайного набора изображений полученных от флота. Мы размечаем изображения, обучаем нейронную сеть и загружаем её в автомобиль. У нас есть механизмы, с помощью которых мы обнаруживаем неточности в работе автопилота. Если мы видим, что нейронная сеть не уверена или есть вмешательство водителя или другие события, происходит автоматическая отправка данных, на которых это произошло» [1].

Поговорив уже довольно много о применении нейронных сетей в области автоматизированного пилотирования, очень мало внимания было уделено самим свёрточным нейронным сетям. Предлагаем подробнее изучить внутреннюю архитектуру свёрточных нейронных сетей, а также, в качестве более наглядного примера работы внутренних слоёв сети.

Давайте сначала поговорим о том, что вообще представляет собой для компьютера изображения. Для вычислительной машины, картинка – это просто трёхмерный массив, каждый элемент которого – пиксель, каждый из которого в свою очередь имеет 3 (если используется палитра RGB) элемента – параметры цветов (красный, зелёный и синий) от 0 до 256. Свёрточные

нейронные сети используются в, так называемом, «Компьютерном зрении», при распознавании компьютером образов и объектов на изображении. То есть, они «помогают» вычислительной машине определить, что находится на картинке.

Свёрточные нейронные сети, как и любые другие, состоят их большого количества слоёв, но, в отличие от, допустим, многослойного персептрона Розенблатта, массив входных данных, а именно – наше изображение, должно пройти предварительную подготовку. Так, в свёрточной нейронной сети выделяют два типа таких слоёв – свёрточный (Convolutional) и подвыборочный (pooling) слой.

Изображение, после прохождения свёрточного слоя видоизменяется. Оно может становиться ярче, может темнее, более или менее резким, но обычно это всё совмещается и создаётся несколько его версий, которые обрабатываются параллельно. Таким образом, входные значения становятся более разнообразными, а разнообразие данных – главный ключ к успеху работы нейронной сети. Проходя через подвыборочный слой, изображение уменьшается в 4 раза. Это делается для того, чтобы нейронная сеть могла быстрее обработать весь объём поступивших данных. Эти слои чередуются несколько раз, и на входе уже непосредственно у нейронной сети мы имеем не очень большой, но разнообразный объём данных, обработав который, сеть уже и даёт нам ответ, кошечка это или собачка.

Давайте подробнее рассмотрим пример работы свёрточного слоя. Работу свёрточного слоя можно разделить на несколько отдельных этапов. Первый этап – расширение входных данных. При этом добавленные верхняя и нижняя строчки, первый и последний добавленный столбец, совпадают по значениям со строчками и столбцами исходной матрицы.

Второй этап – создание ядра. Ядро – это небольшая матрица, состоящая из чисел. Ядро должно иметь такое же соотношение сторон, что и входной массив.

Третий этап – сложение умноженных соответствующих элементов и формирование из этой суммы элемента нового, выходного массива, совпадающего по размеру с исходным.

Принцип работы подвыборочного слоя состоит в том, что входной массив делится на сегменты (например, на сегменты 2 на 2) и среди этого сегмента выбирается максимальное или минимальное число, которое и становится новым элементом массива.

Список литературы:

1. Как Tesla обучает автопилот[Электронный ресурс] // Сайт компании «HabrBlockchainPublishing LTD»URL:<https://habr.com/ru/post/450796/>
2. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.

3. Кулинкин А. Б., Смирнов Е. А. Нейросетевое детектирование объектов в условиях ограниченного времени // Процессы управления и устойчивость. 2016. Т. 3.1. С. 419–424.