

УДК 004.932

Р.Р. ТЕМИРГАЛИЕВ, студент гр. 21ЭЭ(м)АЭСК (ОГУ)
Научный руководитель К.Р. ВАЛИУЛЛИН, к.т.н., доцент (ОГУ)
г. Оренбург

ВЫБОР ИНСТРУМЕНТОВ И ПОДГОТОВКА ДАННЫХ ДЛЯ РАЗРАБОТКИ СИСТЕМЫ МАШИННОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ

В результате анализа научно-технической литературы в области методов, используемых для решения задачи распознавания объектов на изображениях, был сделан вывод, что для идентификации электроэнергетического оборудования наиболее целесообразным является использование технологии искусственных нейронных сетей (ИНС) [1]. Однако рассматриваемый метод включает в себя множество реализующих его архитектур и в ходе анализа литературы стало ясно, что с решением задачи распознавания изображения наиболее успешно справляются сверточные нейронные сети (СНС) [2]. Это специальная архитектура ИНС, одной из основных приложений которой является именно эффективное распознавание образов. Структурно данная нейронная сеть является однонаправленной, т.е. в ней отсутствуют обратные связи. Кроме того, она является многослойной: содержит сверточные и субдискретизирующие (подвыборочные) слои, чередующиеся друг с другом, а также полносвязные слои, расположенные на выходе нейронной сети и используемые для классификации. В основе работы СНС лежит операция свертки, представляющая собой простое поэлементное перемножение матрицы изображения на еще одну специальную матрицу меньшего размера, называемую ядром или фильтром. Полученный результат суммируется и записывается в ячейку выходной матрицы.

Существует целый ряд алгоритмов СНС, позволяющих решить задачу распознавания объектов на изображениях, и, обобщая, их можно поделить на два вида: двухэтапные и одноэтапные. К двухэтапным относятся следующие архитектуры: R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN. К одноэтапной можно отнести алгоритм YOLO.

R-CNN (сверточные нейронные сети на основе регионов) – архитектура СНС, основная особенность которой заключается в том, что входное изображение предварительно делится на отдельные области/регионы, заключенные в ограничивающие их рамки, причем каждая подобная область с высокой вероятностью содержит информацию об объекте и его классе.

Таким образом, через нейронную сеть пропускается не все изображение целиком, а лишь те его области, в которых предположительно находится интересный объект.

Однако существует иной подход, при котором вводится и анализируется сразу все изображение. Он получил название YOLO, и эта аббревиатура расшифровывается как «you only look once», что можно перевести как «стоит только раз взглянуть», что отражает принцип функционирования данного алгоритма.

YOLO – алгоритм обнаружения объектов на изображениях, основу которого составляет одиночная сверточная нейронная сеть. При его работе изображение разделяется на сетку $S \times S$, в каждой сетке берется m ограничивающих рамок. Для каждого ограничивающего прямоугольника сеть выводит класс вероятности и значения смещения для ограничивающего прямоугольника. Ограничительные рамки, имеющие вероятность класса выше порогового значения, выбираются и используются для определения местоположения объекта на изображении.

Алгоритм YOLO выгодно отличается от алгоритмов семейства R-CNN тем, что он позволяет обнаруживать и классифицировать объекты очень быстро, в режиме реального времени, поскольку изображение пропускается через сверточную нейронную сеть только один раз вместо того, чтобы предварительно предлагать регионы и рассчитывать решение для каждого региона отдельно. Таким образом, рассмотренный алгоритм представляется наиболее целесообразным для использования при распознавании объектов электроэнергетики, в частности, при распознавании изображений, полученных с бортовой камеры беспилотного летательного аппарата, функционирующего в составе комплекса, предназначенного для диагностики воздушных линий электропередачи.

Далее необходимо определиться с языком программирования, на котором будет осуществляться разработка системы распознавания электроэнергетического оборудования. Самыми популярными языками программирования, используемыми для машинного обучения, являются Python, C++, C#, JavaScript, Java. Однако наиболее выгодно среди них выделяется именно язык Python. Во многом благодаря набору предварительно настроенных инструментов для внедрения моделей машинного обучения и алгоритмов. Кроме того, он имеет богатый выбор библиотек и фреймворков. В работе [3] указывается, что библиотеки Tensorflow и Keras, являющейся надстройкой над Tensorflow, являются наиболее мощными инструментами для создания нейронных сетей и их обучения. К достоинствам библиотеки Tensorflow можно отнести большое количество руководств и документации, поддержка со стороны большого сообщества разработчиков и технических компаний,

а также мощные средства мониторинга процесса обучения моделей и визуализации. Таким образом, наиболее целесообразным будет использование языка программирования Python и библиотек Tensorflow и Keras при создании системы машинного зрения для идентификации электроэнергетического оборудования.

Для обучения нейронной сети необходимо сформировать ряд выборок – обучающую и тестовую. Однако при их составлении можно столкнуться с проблемой, связанной с тем, что входящие в нее изображения могут заметно отличаться друг от друга в разрешении и качестве, что может оказать значительное влияние на работу нейронной сети. Для решения данной проблемы или, по крайней мере, снижения ее влияния на конечный результат работы сети существует этап предподготовки изображений.

Предварительная обработка изображений – ряд шагов, выполняемых для форматирования изображений перед их использованием при обучении модели и выводе. Она может включать в себя изменение размера, ориентации, цветокоррекцию изображения и т.д.

Также предварительная обработка требуется для устранения лишних данных, присутствующих на изображении, для подачи его на вход нейронной сети. Например, полносвязные слои в сверточных нейронных сетях требуют, чтобы все изображения представляли собой массивы одинакового размера. Кроме того, предварительная обработка изображений может сократить время обучения модели и увеличить скорость работы сети. На рисунке 1 представлен пример обработанного изображения. Оно было аннотировано, изменен его размер, для придания ему квадратной формы, поскольку архитектуры многих нейронных сетей требуют, чтобы входные изображения были квадратными. Также цвета данного изображения были преобразованы в оттенки серого. Цветные изображения хранятся в виде значений красного, зеленого и синего цветов, в то время как изображения в оттенках серого хранятся в виде диапазона от черного до белого. Это означает, что СНС предстоит работать одной матрицей, а не с тремя.



Рис.1. – Обработанное изображение

Подобным образом необходимо обработать большое количество изображений, поскольку для успешного обучения нейронной сети потребуется довольно большое количество примеров.

Список литературы:

1. Темиргалиев Р.Р. Анализ научно-технической литературы в области разработки систем машинного зрения / Р.Р. Темиргалиев, К.Р. Валиуллин // Сборник материалов Всероссийской научно-методической конференции; Оренбург. гос. ун-т. – Электрон. дан. – Оренбург: ОГУ, 2022. – С. 1217-1221.
2. Макаренко, А.А. Применение нейросетевых технологий для идентификации изображения лица / А.А. Макаренко, В.Т. Калайда // Доклады ТГУСУРа. – 2005. – №3. – С. 41-49.
3. Альбовский А.В. Реализация нейронной сети с помощью языка программирования Python / А.В. Альбовский, Н.А. Егоров, А.Г. Романюк // Colloquium-journal. – 2020. – №9. – С. 9-11.

Информация об авторах:

Темиргалиев Расул Рафхатович, студент гр. 21ЭЭ(м)АЭСК, ОГУ, 460018, Оренбургская область, г. Оренбург, просп. Победы, д. 13, t_rasul@mail.ru

Валиуллин Камиль Рафкатович, к.т.н., доцент, ОГУ, 460018, Оренбургская область, г. Оренбург, просп. Победы, д. 13