

Пример работы



Рисунок – Изначальное изображение и изображение с эффектом боке

Заключение. Реализация фильтра размытия боке на языке программирования C# показала, что программный эффект боке может быть успешно реализован и использоваться для улучшения визуального восприятия фотографий. Созданный фильтр позволяет пользователю выделять области изображения, которые остаются резкими, и размывать остальной фон, имитируя эффект боке.

1. Дёмин, А.Ю. Основы компьютерной графики: учебное пособие. Томский политехнический университет. / Дёмин А.Ю. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2011. – 191 с.
2. Васильев, В.Е. Компьютерная графика: Учеб. Пособие. / Васильев, В.Е., Морозов, А.В. – СПб.: СЗТУ, 2005 – 101 с.
3. Шлихт, Г.Ю. Цифровая обработка цветных изображений. / Шлихт Г.Ю. – М., Издательство ЭКОМ, 1997. – 336 с.: ил.
4. Грузман, И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учеб. Пособие. / Грузман И.С., Киричук В.С. – Новосибирск: НГТУ, 2002. – 352 с.

ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ ЗАБОЛЕВАНИЙ ПО ПАНОРАМНЫМ РЕНТГЕНОВСКИМ СНИМКАМ ЧЕЛЮСТИ

Каторжевский А.В., Гаврученко И.А.,

студенты 4 курса ВГУ имени П.М. Машерова, г. Витебск, Республика Беларусь

Научный руководитель – Корчевская Е.А., канд. физ.-мат. наук, доцент

Ключевые слова. Сверточные нейронные сети, машинное обучение, диагностика заболеваний, панорамные рентгеновские снимки, обработка изображений, экспертные системы.

Keywords. Convolutional neural networks, machine learning, disease diagnostics, panoramic X-rays, image processing, expert systems.

В настоящее время ведутся активные исследования в медицине для улучшения и ускорения обслуживания, а также постановки диагноза с помощью информационных технологий. Все больше в медицинской практике находят применение экспертные системы, которые помогают специалистам в постановке диагноза и выборе лечения. Развитие экспертных систем базируется на алгоритмах машинного обучения. Одной из ниш в машинном обучении, которая решает проблемы прогнозирования и классификации, являются нейронные сети.

Целью является создание интеллектуальной системы на основе свёрточной нейронной сети для постановки диагноза по панорамному снимку челюсти.

Материал и методы. На современном этапе развития машинного обучения сверточные нейронные сети и их модификации показывают наиболее точные, быстрые результаты по обработке и распознаванию образов, объектов и их признаков, поэтому необходимы исследования по применению искусственных нейронных сетей в медицинской области. При распознавании медицинских изображений их точностные характеристики резко падают при различных искажениях входного объекта, изменении масштаба, поворотах объекта. Поэтому для них необходимо выделять из данных «скрытые признаки».

Поэтому более эффективным будет использование методов глубинного обучения, представляющих собой набор алгоритмов машинного обучения, которые пытаются моделировать из данных признаки, не поддающиеся формализации.

Результаты и их обсуждение. В качестве исходных данных использовались наборы данных, содержащие панорамные рентгеновские снимки зубов экстраорального типа.

Важно заметить, что часть снимков представляла собой панорамный вид челюсти и зубов, другая же, только внутриротовую полость с отдельными частями ряда зубов. Основными проблемами в систематизации и приведении к общему виду снимков стало их низкое качество и контрастность, сильные перекосы, возможное чрезмерное содержание зубных протезов (брекеты, зубные пломбы), отсутствие единого плана и размера челюсти на изображениях, также сама автоматическая сегментация зубов весьма сложна.

С данными снимками необходимо применить ряд алгоритмов для улучшения их качества и приведению к единому типу. А именно, проход изображения через пирамиду Лапласа, увеличение контрастности, цветокорректировку, бинаризацию. Далее идут поиск точек вокруг челюсти, расстановка маркеров, эллиптическая подгонка, разделение челюсти, обнаружение впадин, разделение на нижнюю и верхнюю челюсть. Выделив челюсть и произведя сегментацию на верхнюю и нижнюю части, необходимо произвести отделение зубов друг от друга и выделить область интереса.

Слои сверточной нейронной сети состоят из набора слоев, которые содержат нейроны, каждый из которых на вход получает параметры от некоторой зоны предыдущего слоя (локальное рецептивное поле), т.е. входное изображение предыдущего слоя просматривается скользящим окном и обрабатывается синаптическими параметрами, а результат отображается на соответствующий нейрон текущего слоя. В результате получаем плоскости, которые и представляют собой карты характеристик. Каждая построенная плоскость определяет уникальные участки изображения в любом месте предыдущего слоя. Размер скользящего окна зависит от признака, который мы хотим извлечь и конкретизировать. Как только признак уловили – его точное расположение уже не имеет значение, поскольку установлено его расположение относительно других признаков. Последний блок сверточной нейронной сети является многослойным персептроном, машинной опорных векторов или другим классификатором. Сверточная нейронная сеть состоит из слоев двух видов: сверточные и подвыборочные. В сверточных слоях при анализе воспринимающие поля частично наслаиваются друг на друга, в подвыборочных слоях области соседних нейронов не пересекаются. Подвыборочный слой с помощью локального усреднения значений выходов нейронов уменьшает величину плоскостей, таким образом достигается иерархическая организация. Последующие слои извлекают более общие характеристики, меньше зависящие от искажений изображения. После прохождения нескольких слоев карта преобразуется к вектору [1; 2].

В качестве инструментов использовались открытые библиотеки TensorFlow, Keras, OpenCV для обработки изображений, взаимодействия с нейронными сетями и удобной работы с ними, а также NumPy, pandas для работы со сложными математическими вычислениями и возможности вывода, обработки и анализа данных. Реализованная нейронная сеть состоит из четырех сверточных слоев, каждый из которых характеризует часть границы объекта, за которыми следует полносвязная сеть с прямой передачей сигнала. Так же, как и обычная нейронная сеть прямого распространения, сверточная сеть обучается с помощью метода градиентного спуска.

Заключение. В результате работы разработана методика для идентификации заболеваний по цифровым изображениям челюсти с помощью сверточной нейронной сети.

Большое количество алгоритмов распознавания образов объясняется применением их в различных предметных областях. Изображения в разных предметных областях могут отличаться как содержательно, так и по степени изменяемости изображений (смена ракурса съемки, степени освещения, тип камеры, объект в движении). Сверточная нейронная сеть является универсальным методом распознавания объектов, поскольку сама извлекает идентификационные показатели при большом объеме данных, что способствует возможности применять ее к различным предметным областям.

1. Golovko, V.A simple shallow convolutional neural network for accurate handwritten digits classification / V. Golovko, E. Mikhno, A. Brich // Proc. of the 13th on pattern recognition and inform. processing, Minsk, 3–5 oct., 2016 / Publ. Center of BSU Ed.: S. Ablameiko, V. Krasnoproshin. – Minsk, 2016. – P. 209–212.

2. Созыкин, А.В. Обзор методов обучения глубоких нейронных сетей / А. В. Созыкин // Вестник ЮУрПу. –Т. 6, № 3, 2017, С. 28–59.

РАДИОЛОКАЦИОННОЕ РАСПОЗНАВАНИЕ ВОЗДУШНЫХ ОБЪЕКТОВ ПО ИХ ВЫСОТНО-СКОРОСТНЫМ ХАРАКТЕРИСТИКАМ МЕТОДОМ ЛОГИСТИЧЕСКОЙ РЕГРЕССИИ

Корсунова А.А., Свинарский М.В.,

студенты 3 курса Военной академии Республики Беларусь,

г. Минск, Республика Беларусь

Научный руководитель – Свинарский М.В., канд. техн. наук

Ключевые слова. Радиолокационное распознавание, логистическая регрессия, высотно-скоростные характеристики.

Keywords. Radar recognition, logistic regression, altitude and speed characteristics.

Современные вооруженные конфликты характеризуются динамичным развитием средств нападения, что требует постоянного совершенствования систем противодействия. Ключевым элементом любого конфликта является превосходство в воздухе, поэтому системы противовоздушной обороны играют решающую роль. Радиолокационные станции являются основным источником информации для систем противовоздушной обороны, обеспечивая своевременное обнаружение воздушных объектов, определение их координат, параметров движения и распознавание. Однако возможности средств противодействия ограничены, что делает актуальной задачу радиолокационного распознавания воздушных объектов для эффективного распределения ресурсов и первоочередного уничтожения наиболее опасных целей.

В этом контексте машинное обучение представляет собой перспективный инструмент для решения задачи распознавания воздушных объектов [1]. Методы машинного обучения с учителем, в частности, логистическая регрессия, в последнее время получили широкое распространение в различных областях гражданского сектора и представляют перспективный инструмент для решения военных задач. В докладе представлен анализ возможности применения алгоритма логистической регрессии для решения задачи радиолокационного распознавания не маневрирующих воздушных объектов по их высотно-скоростным характеристикам.

Материал и методы. Обзор литературы, посвященной алгоритмам машинного обучения с учителем, позволяет утверждать, что успешное решение задачи распознавания требует выполнения определенных этапов [1], представленных на рисунке 1. Следует отметить, что последовательность представленных этапов не обязательно является линейной [1]. Рассматриваемые этапы машинного обучения использовались при анализе возможности использования многоклассовой логистической регрессии (Softmax) в интересах радиолокационного распознавания воздушных объектов.