

АНАЛИЗ ЭТАПОВ ПРЕДОБРАБОТКИ И СЕГМЕНТАЦИИ МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ БОЛЬНЫХ COVID-19

Момотова Ю. О.

Факультет компьютерных систем и сетей, Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники

Минск, Республика Беларусь

E-mail: yuliya.momatava@gmail.com

В статье рассматриваются подходы, способные улучшить классификацию лёгких, поражённых новым коронавирусом 2019. Наиболее перспективными из рассматриваемых методов являются нелинейные усиления контраста изображения. В качестве исходных данных используются цифровые изображения рентгеновских снимков лёгких.

ВВЕДЕНИЕ

Новый коронавирус 2019 (COVID-2019), который впервые появился в китайском городе Ухань в декабре 2019 года, быстро распространился по миру и стал пандемией. Это оказало разрушительное воздействие как на повседневную жизнь, так и на здоровье населения и мировую экономику.

Для предотвращения стремительного распространения болезни необходимо как можно быстрее её диагностировать. Из-за этого потребность во вспомогательных диагностических инструментах возросла, так как на данный момент отсутствуют точные и автоматизированные способы обнаружения. Недавние результаты, полученные с использованием методов радиологической визуализации, предполагают, что такие изображения содержат важную информацию о вирусе COVID-19.

Применение передовых методов искусственного интеллекта в сочетании с радиологической визуализацией может быть полезным для точного выявления этого заболевания, а также может помочь преодолеть проблему нехватки специализированных врачей в отдалённых деревнях.

I. ОБЗОР ИСХОДНЫХ ДАННЫХ

Исходными данными являются цифровые изображения рентгеновских снимков лёгких людей. Они взяты из базы данных, размещённой в открытом доступе и содержащей реальные снимки [1].

Важным качеством цифрового изображения является возможность преобразования исходных данных для увеличения вероятности выделения потенциально информативных участков. Например, применение фильтров, наложение масок, изменение размеров и прочие трансформации исходного изображения. Это способствует нормализации изображения. Для этого непосредственно перед самым этапом распознавания с помощью нейронных сетей, выполняются этапы предобработки и сегментации. На этапе предобработки осуществляется улучшение качество изображения, а на этапе сегментации — вы-

деление только требуемой для анализа области и отсечение всего лишнего.

На данный момент уже существует ряд исследований и научных статей, описывающих различные реализации автоматического распознавания заболевания на основе рентгеновских снимков [2–6]. Однако в них подробно не рассмотрены вопросы предобработки и сегментации изображений. Для улучшения результатов распознавания стоит рассмотреть внедрение полноценного этапа предобработки и сегментации.

Основные проблемы, решением которых занимаются данные этапы:

- искажённая яркостная характеристика;
- низкая контрастность;
- наличие небольшого шума;
- небольшие колебания в расположении лёгких, обусловленные физиологией и условиями создания снимка;
- отсечение лишней информации, которая не участвует в анализе.

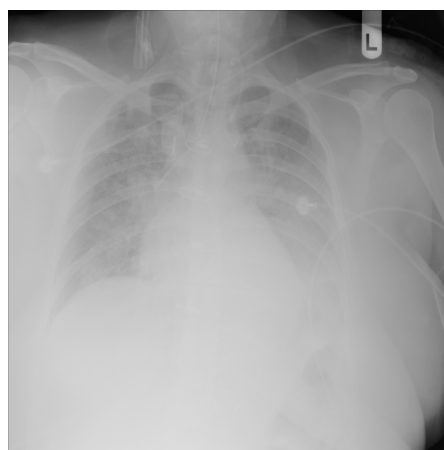


Рис. 1 – Пример рентгеновского снимка лёгких

Как видно на приведённом примере (см. рис. 1), область лёгких нечёткая и малоконтрастная, присутствуют шумы и имеется небольшое смещение. Также для анализа необходима только область лёгких, а плечи, руки, шея и область живота излишние. Более того, наличие этих областей при обучении нейронных сетей может привести к искажению результатов.

II. МЕТОДЫ УЛУЧШЕНИЯ КОНТРАСТА ИЗОБРАЖЕНИЯ

Контрастностью является разницей между максимальной и минимальной яркостью пикселей на изображении. И эта разница может быть как глобальная, так и локальная, в зависимости от области, на которой требуется найти данные значения.

Под резкостью принято понимать отношение разности яркостей соседних фрагментов, т.е. их контрастность, к ширине контурной линии, разделяющей эти фрагменты, т.е. фактически пространственную производную яркости. Очевидно, что в отличие от контрастности резкость может быть только локальной. Исходя из данного определения резкость можно повысить, или сократив ширину контурной линии, или увеличив контрастность фрагментов. Причем повышение контрастности всегда приводит к увеличению резкости.

В используемом наборе данных изображения зачастую являются малоконтрастными. Слабый контраст, как правило, обусловлен широким диапазоном воспроизводимых яркостей, нередко сочетающийся с нелинейностью характеристики передачи уровней. Характер зависимости изменения яркости палитры пикселей от минимального значения до максимального также влияет на качество изображения. Оптимальной является линейная функция изменения интенсивности пикселей. При вогнутой характеристике изображение будет более темным, при выпуклой — более светлым. И в том, и в другом случае признаки объектов могут быть искажены и недостаточно хорошо идентифицируемы. Коррекция яркости палитры существенно улучшает качество изображения.

Методы увеличения контрастности и, как следствие, увеличения резкости можно разделить на две большие группы:

- линейные, в основе которых лежит преобразование глобальной шкалы яркости;
- нелинейные, в которых величина изменения яркости каждого пикселя зависит от характеристики окружающей его окрестности.

Линейные алгоритмы учитывают только глобальные характеристики изображения. Они являются оптимальными при гауссовском распределении сигналов, помех и наблюдаемых данных. Однако реальные изображения не подчиняются данному распределению вероятностей (разнообразные перепады яркости на границах, переходы от одной текстуры к другой и прочее). В данном случае, при использовании рентгеновских снимков, существуют проблемы, т.к. присутствует очень сильный контраст между различными областями.

Нелинейные алгоритмы в свою очередь рассматривают значения основываясь на данных

определённой области для каждого конкретного пикселя. Это решает проблему наличия слишком контрастных областей, так как для них будут рассчитываться параметры отдельно, что помогает не потерять важную информацию.

Таким образом в случае рентгеновских изображений, на которых присутствуют сильные перепады областей чёрного и белого цвета, для увеличения контраста локальных областей необходимо использовать нелинейный алгоритм.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной статье описаны базовые проблемы изображений, которые используются для классификации больных COVID-19 на основе рентгеновских снимков лёгких. Анализ существующих решений показал, что классификация происходит без каких либо этапов предобработки исходных данных. Основной проблемой таких данных является низкая контрастность, шум, избыточность.

Как вероятное эффективное решение в данной статье предлагается введение этапов предобработки и сегментации перед этапом классификации. Это будет способствовать нормализации данных, поступающих в классификатор.

Для этапа предобработки предлагается использовать один из нелинейных алгоритмов повышения контрастности. И дальнейшим направлением этой статьи является изучение и сравнение таких алгоритмов для нахождения оптимального.

1. X-Ray Image DataSet [Electronic resource] – Mode of access: <https://github.com/muhammedtalo/COVID-19/tree/master/X-Ray%20Image%20DataSet>. – Date of access: 23.10.2020.
2. Automated detection of COVID-19 cases using deep neural networks with X-ray images [Electronic resource] / T. Ozturk, M. Talo, E. A/ Yildirim. – Mode of access: <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2020.103792>. – Date of access: 20.10.2020.
3. Detecting COVID-19 in X-ray images with Keras, TensorFlow, and Deep Learning [Electronic resource] / A. Rosebrock. – Mode of access: <https://www.pyimagesearch.com/2020/03/16/detecting-covid-19-in-x-ray-images-with-keras-tensorflow-and-deep-learning/>. – Date of access: 21.10.2020.
4. COVID-19 X-Ray Image Classification with mxnet [Electronic resource] / A. Galst. – Mode of access: <https://medium.com/analytics-vidhya/covid-19-xray-image-classification-with-mxnet-f09c752a8e67>. – Date of access: 21.10.2020.
5. Deep learning approaches for COVID-19 detection based on chest X-ray images [Electronic resource] / A. M. Ismael – Mode of access: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.114054>. – Date of access: 20.10.2020.
6. CovXNet: A multi-dilation convolutional neural network for automatic COVID-19 and other pneumonia detection from chest X-ray images with transferable multi-receptive feature optimization [Electronic resource] / T. Mahmud, A. Rahman, A. Fattah. – Mode of access: <https://doi.org/10.1016/j.compbimed.2020.103869>. – Date of access: 21.10.2020.