

УЛУЧШЕНИЕ ВИЗУАЛЬНОЙ ДИАГНОСТИКИ ЗАБОЛЕВАНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ГИБРИДНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Ким Елена Валерьевна

Преподаватель «Tashkent International University of Education», Докторант «Гулистанский
государственный университет».

DOI: 10.61587/mmit.tiue.uz.v1i1.416

Аннотация. Алгоритмы компьютерного распознавания, построенные на микроскопических изображениях частиц крови, могут использоваться в качестве механизма поддержки принятия решений, чтобы помочь специалистам ускорить процесс диагностики. Целью данной работы является оценка количественного анализа гибридных нейронных сетей (CNN+RNN). Он может визуально проверять область решения входного изображения, используемого CNN + LSTM. На основе изображения микроскопа результаты распознавания частиц состава крови в соответствии с их формой были достигнуты до 90%.

Ключевые слова: коронавирус, сверточная нейронная сеть (CNN), рекуррентная нейронная сеть (RNN), глубокое обучение, классификация, принятие решений, слой, микроскоп, сосудистое изображение.

IMPROVING VISUAL DIAGNOSIS OF DISEASES USING HYBRID NEURAL NETWORKS

Elena Valeryevna Kim

Lecturer, Tashkent International University of Education; Doctoral Student, Gulistan State University.

Abstract. Computer recognition algorithms based on microscopic images of blood particles can be used as a decision support mechanism to help specialists speed up the diagnostic process. The purpose of this work is to evaluate the quantitative analysis of hybrid neural networks (CNN + RNN). It can visually check the solution area of the input image used by CNN + LSTM. Based on the microscope image, the recognition results of blood composition particles according to their shape have been achieved up to 90%.

Keywords: coronavirus, convolutional neural network (CNN), recurrent neural network (RNN), deep learning, classification, decision making, layer, microscope, vascular imaging.

ВВЕДЕНИЕ

Традиционно для количественного и качественного анализа использовалось визуальное микроскопическое исследование. Анализ компонентов крови, имеющих большое значение для диагностики многих заболеваний, является трудоемким, повторяющимся и обладает ограниченной статистической достоверностью [1]. Поэтому были разработаны интеллектуальные методы автоматизации для повышения эффективности работы гематологических лабораторий. С конца 1980-х годов стали доступны коммерческие системы автоматического количественного определения клеток крови, позволяющие подсчитывать количество и типы различных клеток в крови [2]. Эти счетчики используют методы проточной цитометрии, которые позволяют измерять некоторые физические и/или химические свойства клеток крови, проходящих через световой детектор, такие как флуоресценция или электрический импеданс, а также тип клеток. Хотя результаты количественного определения считаются очень точными, некоторые морфологические аномалии могут быть ошибочно идентифицированы или не обнаружены прибором, и тогда требуется микроскопический анализ состава крови. Разработка автоматизированных методов классификации клеток крови по оцифрованным образцам крови началась в 1970-х годах [3].

ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

Распознавание изображений в настоящее время является актуальной проблемой. К настоящему времени разработаны системы, сочетающие достижения в обработке изображений и машинном обучении для полностью автоматизированной микроскопии [4]. Система для автоматического анализа образцов крови или костного мозга обычно состоит из этапов.

Во-первых, к оцифрованным изображениям образцов крови применяется предварительная обработка для уменьшения шума изображения. Улучшаются различия в яркости и контрасте изображений. Во-вторых, используется процесс сегментации для поиска и выделения интересующих объектов на изображении.

Третий этап направлен на распознавание признаков, и ранее извлеченные объекты обучаются для использования на заключительном этапе — этапе классификации.

В результате обучения могут быть выбраны признаки. Выбранные признаки используются в качестве входных данных для классификации. В данной работе была выполнена сегментация или снижение шума, а также предложен алгоритм нечеткой фильтрации для предотвращения выбросов. Процессы сегментации и фильтрации влияют на окончательное решение, принимаемое CNN+RNN. Мы решаем эту проблему путем оценки качества. Решение, принимаемое моделями CNN+RNN с использованием активации класса, описано в [5]. В этом исследовании мы разработали модель CNN+RNN для микроскопических изображений крови. В данном случае нам необходимо идентифицировать изображение крови. Для правильной классификации и идентификации заболевания гематологи являются экспертами в классификации изображений по классам. Это приводит к правильной классификации пациента и принятию решения о лечении. Поэтому мы разработали структуру CNN+RNN для решения следующей задачи распознавания классов: а) Норма (здоровый); б) анемия; в) вирусная инфекция (гепатит В).

Основой для использования этих 3 случаев было разделение на классы с помощью специалистов по анализу крови.

Отсутствующие темные точки выделены и разделены на классы с использованием структуры CNN+RNN. Анализ результатов представлен в таблице 1.

Таблица 1. Анализ результатов

Класс заболевания	Обученное изображение	Процент распознавания	Процент ошибок
Здоровые	2000	91	9
Анемия	2500	92	8
Вирусная инфекция	2000	90	10

На основе этих результатов мы сможем поставить диагноз на основе изображения состава крови.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной статье была создана структура CNN+RNN на основе нечеткой фильтрации. Первоначально предложенная для естественных изображений структура CNN+RNN была разработана для того, чтобы помочь лаборантам диагностировать состав крови на основе микроскопических изображений. Для предотвращения ошибок диагностики использовалось устройство нечеткой логики. На основе экспериментов была достигнута точность до 90%.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Miller, M. N. 2022. Классификация лейкоцитов по морфологическим критериям. В материалах Инженерной конференции по автоматической цитологии.

2. Ceelie, H., Dinkelaar, R. D., & Gelder, W. W. 2023. Исследование мазков периферической крови с использованием автоматизированной микроскопии; оценка Diffmaster Octavia и Cellavision DM96. Журнал клинической патологии, 60, 72-79.
3. Ходжаева Д. З. Физическая и профессиональная ориентационная среда в образовании профессионального врача // Венгерский журнал «Тумоданьос». - 2022. - № 38. - С. 46-49.
4. Абдуганьева Ш. Х. Динамическая визуализация изображений и изображений белого кровяных клеток. XVI-ая конференция, <http://www.mce.biophys.msu.ru/rus/archive/abstracts/sect22319/doc32130/>
5. Абдуганиева Ш. Х. Некоторые аспекты преподавания математических наук в медицинском высшем образовании // Ответственный редактор–проректор по учебной работе ФГБОУ ВО ОрГМУ Минздрава России д. м. н., профессор ТВ Чернышева. – 2021. – С. 271.