

УДК 004.932

## АНАЛИЗ БОЛЬШИХ НЕСТРУКТУРИРОВАННЫХ МЕДИЦИНСКИХ ДАННЫХ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИИ ПАРАЛЛЕЛЬНОГО ПРОГРАММИРОВАНИЯ CUDA

© Шихевич В.А.<sup>1</sup>, Ильясова Н.Ю.<sup>1,2</sup>, Широканев А.С.<sup>1,2</sup>

e-mail:vladislav.shikhevich@gmail.com

<sup>1</sup> Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва, г. Самара, Российская Федерация<sup>2</sup> Институт систем обработки изображений РАН – филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, г. Самара, Российская Федерация

На сегодняшний день сахарный диабет считается самым опасным и распространенным эндокринным заболеванием в мире. Одним из первых симптомов развития данного заболевания являются изменения глазного дна. Классификация объектов глазного дна по текстурным признакам применяется для задачи сегментации изображения глазного дна, то есть выделения зон с заболеванием, по которым ставится окончательный диагноз. Текстурные признаки хорошо себя зарекомендовали для распознавания биомедицинских изображений и их дальнейшей диагностики [1]. Оценка эффективности признаков проводилась на основе дискриминантного анализа [2]. На рис. 1 представлен пример сегментации. На первом этапе необходимо вычислить матрицу смежности, гистограмму и градиентное поле, вычисление которых занимает неприемлемо много времени. Алгоритм вычисления гистограммных, градиентных признаков и признаков Харалика обладает высокой вычислительной сложностью. Среди всех 300 признаков, вычисляемых программой «Mazda», отобраны наиболее эффективные 5 по разным цветовым каналам [3].

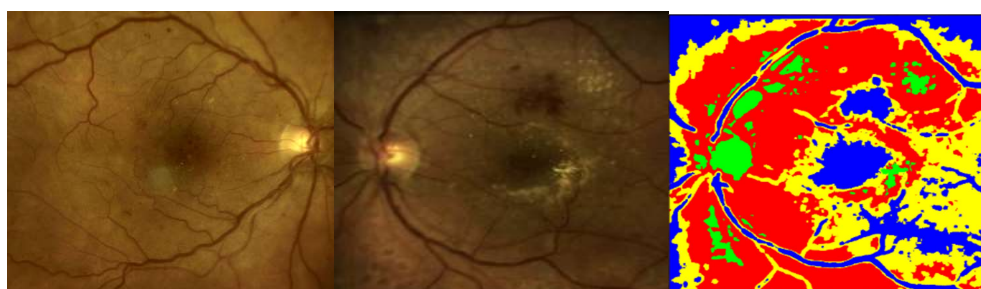


Рис. 1. Пример изображения глазного дна без патологии (слева), с патологией (в середине) и сегментированное изображение (справа)

Параллельная версия вычисления текстурных признаков является весьма нетривиальной, поскольку необходимо вычислять сложные для видеокарты математические объекты: матрицу смежности, гистограмму, градиентное поле, и учитывать коммуникации между атомарными задачами, зависящими от указанных математических объектов. Для каждого цветового канала вычисляются свои текстурные признаки. Модель GPU-CUDA для вычисления признаков задается в виде двумерной сетки, размер которой совпадает с размерами изображения. На рис. 2 представлена схема параллельного алгоритма на CUDA. Алгоритм использует в основном локальную память. Расчёт матрицы смежности на CUDA осуществляется на основе сложной реализации, работающей с матрицей по строкам, поскольку отдельная нить не уместит в локальной

памяти такую большую матрицу. Для проведения детального исследования были извлечены фрагменты изображений из натуральных изображений глазного дна пациентов, которые подвергались фрагментации, приводящей к формированию выборки. Выборка представляет собой данные определённого объёма в МБ. На рис. 3 представлены результаты эффективности предложенного высокопроизводительного алгоритма в зависимости от объёма данных (в МБ) для изображения глазного дна реального пациента. При исследовании ускорения использовалась видеокарта NVIDIA GeForce GTX 1060 3GB.

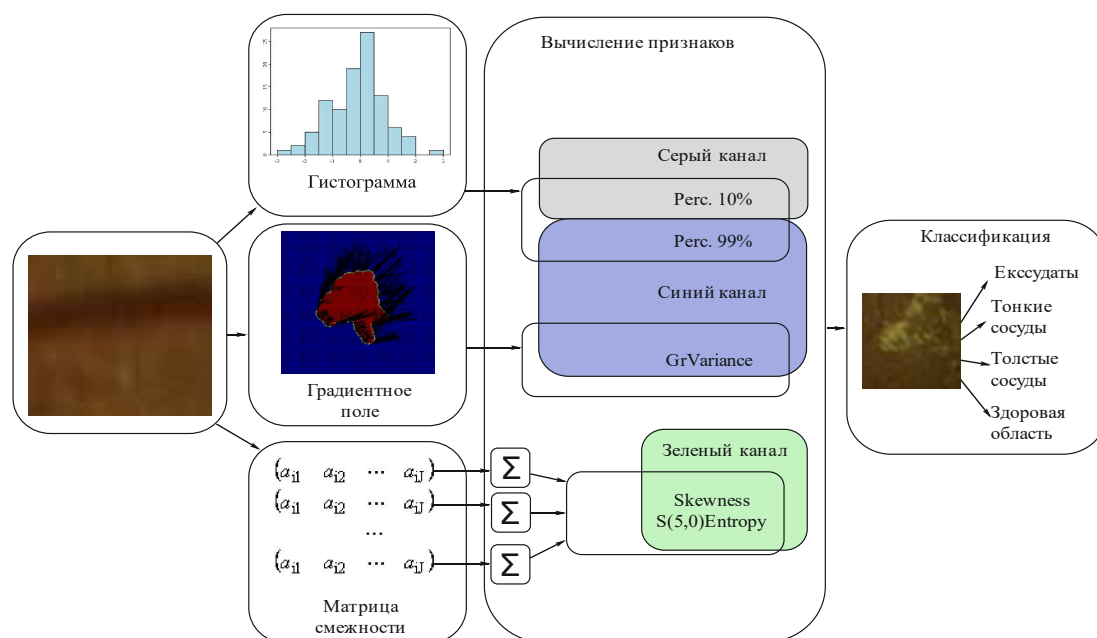


Рис. 2. Схема работы отдельной нити в высокопроизводительном алгоритме

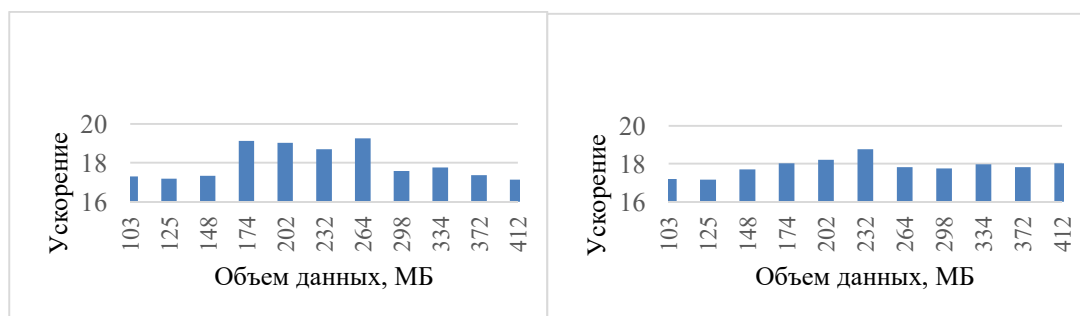


Рис. 3. Результаты ускорения алгоритма на различных изображениях

Несмотря на независимость задач с ростом объёма данных линейное ускорение не наблюдается по причине влияния на вычислительную сложность чёткости изображения, формы зоны экссудатов, вариабельности сосудов и расположения зрительного диска. Оптимальным объёмом данных, при котором среднее ускорение является максимальным, является объем в 202 МБ.

#### Благодарности

Работа выполнена при частичной поддержке Федерального агентства научных организаций (соглашение № 007-ГЗ/ЧЗ363/26); Министерства образования и науки РФ в рамках реализации мероприятий Программы повышения конкурентоспособности Самарского Университета среди ведущих мировых научно-образовательных центров на 2013-2020 годы; грантов РФФИ № 16-41-630761, № 17-01-00972, № 19-29-01135.

**Библиографический список**

1. Кутимова, Е.Ю. Диабетическая ретинопатия. Роль амбулаторно-поликлинического звена в ранней диагностике. Лечение. Прогнозы [Текст] / Е.Ю. Кутимова, В.Г. Кутимова // Медицина. – 2016. Т. 21, №2. – С. 573-577.
2. Ilyasova, N.Yu. The Discriminant Analysis Application to Refine the Diagnostic Features of Blood Vessels Images [Text] / N.Yu. Ilyasova, A.V. Kupriyanov, R.A. Paringer // Optical Memory & Neural Networks (Information Optics). – 2015. – Vol. 24, № 4. – P. 309-313.
3. Shirokanev, A.S. A smart feature selection technique for segmentation of fundus images / A.S. Shirokanev, N.U. Ilyasova, R.A. Paringer // Procedia Engineering. – 2018. – Vol. 201. – P. 736-745.