

# Применение технологии параллельного программирования CUDA для анализа больших биомедицинских данных на основе расчета показателей эффективности

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

<sup>1</sup>Институт систем обработки изображений РАН - филиал ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН, Молодогвардейская 151, Самара, Россия, 443001

<sup>2</sup>Самарский национальный исследовательский университет им. академика С.П. Королева, Московское шоссе 34А, Самара, Россия, 443086

**Аннотация.** В настоящей работе предложена технология анализа биомедицинских больших данных, основанная на применении технологии CUDA. Технология применялась для анализа большого набора изображений глазного дна, по которым проводилась автоматическая диагностика диабетической ретинопатии. Разработан высокопроизводительный алгоритм, вычисляющий эффективные текстурные признаки для анализа медицинских изображений. В процессе автоматической диагностики на изображении выделяются следующие классы: тонкие сосуды, толстые сосуды, экссудаты и здоровая область. Было проведено исследование эффективности разработанного алгоритма на изображениях размерностей 500x500-1000x1000 пикселей с использованием квадратного окна размерностью 12x12. Продемонстрирована зависимость ускорения разработанного высокопроизводительного алгоритма от различных размеров данных. Как показало исследование, на эффективность алгоритма могут влиять определённые характеристики изображения: чёткость изображения, форма зоны экссудатов, вариабельность сосудов, расположение зрительного диска.

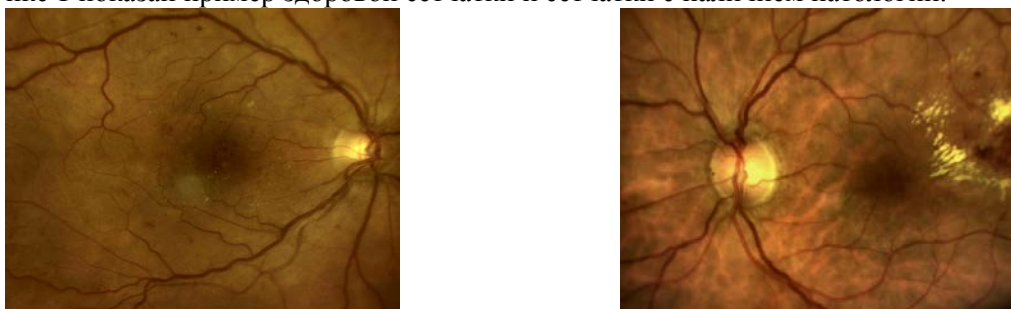
## 1. Введение

Несколько лет назад в продвинутых странах мира произошёл прорыв в медицине, когда начали внедряться технологии автоматического анализа медицинских данных. Сейчас обработка медицинских данных активно используется во многих медицинских устройствах. Некоторые международные научные проекты уже демонстрируют применение искусственного интеллекта в медицине. Основная задача технологий автоматического анализа медицинских данных заключается в применении автоматизированных методов обработки и анализа данных с целью сокращения рабочего времени врача и снижения человеческого фактора, нередко приводящего к ошибкам во время проведения медицинских обследований или процедур.

Большой объём медицинской базы затрудняет анализ, осуществляемый врачом. Многие важные детали обследования упускаются при окончательной установке диагноза и назначении лечения. Медицинская база состоит из большого объёма неструктурированной информации: фото, видео, одномерные сигналы, данные о пациентах [1]. Объём неструктурированной информации огромен и каждый год растёт в геометрической прогрессии. Анализ

неструктурированной информации является задачей многих научных проектов. Причём информации обычно очень много и обрабатывать её необходимо достаточно быстро. Частным случаем такого анализа является интеллектуальный анализ изображений глазного дна для выявления патологий.

На сегодняшний день сахарный диабет считается самым опасным и распространенным эндокринным заболеванием в мире. При диабете кровеносные сосуды сетчатки изменяются, что приводит к нарушению обеспечения сосудов сетчатки кислородом. Данное заболевание может привести к диабетической ретинопатии (ДРП). При ДРП поражаются все отделы сетчатки глаза, но именно изменения в центральных отделах в виде диабетического макулярного отёка приводят к наиболее быстрому и необратимому снижению зрения [2]. Макулярный отек характеризуется утолщением сетчатки или наличием «твердых» экссудатов. На рисунке 1 показан пример здоровой сетчатки и сетчатки с наличием патологии.



**Рисунок 1.** Пример диагностических изображений глазного дна без патологии и с патологией.

Существует несколько способов лечения диабетического макулярного отека, но «золотым стандартом» считается лазерная коагуляция [3,4]. Ее эффективность была подтверждена в ходе крупного исследования (ETDRS, 1987) [5]. Суть лазерной коагуляции в нанесении дозированных микроожогов – лазерокоагулятов в зоне отека на сетчатке. Наложение коагулятов происходит либо по одному, либо серией, расположенных в виде заданной фигуры правильной формы – паттерна, либо с предварительным планированием расположения с последующим наложением полученного плана на изображение сетчатки в режиме реального времени [6]. Наиболее предпочтительно оптимальное расположение коагулятов, что подразумевает нахождение их в зоне отёка на максимально равных друг от друга расстояниях и исключение попадания их на сосуды.

В работе [7- 9] представлена информационная технология, способная автоматически заполнять коагулятами заданную зону отека с различным расположением в ней сети сосудов. В настоящее время актуальной задачей является ускорение данной технологии.

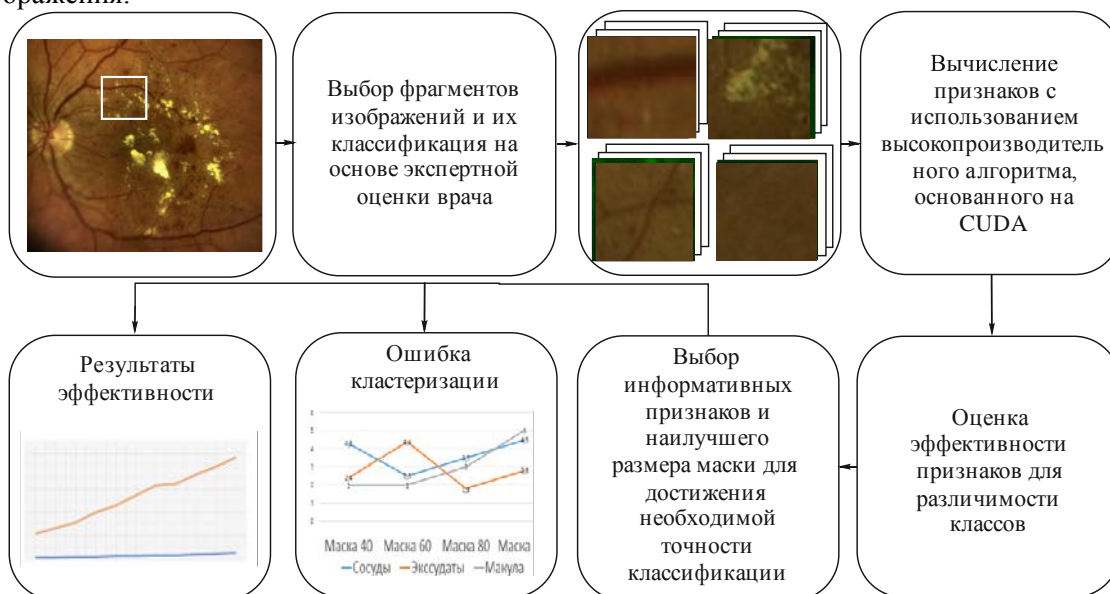
## **2. Технология анализа больших биомедицинских данных**

Предлагаемая технология анализа биомедицинских данных основывается на отборе эффективных текстурных признаков и включает несколько этапов (рисунок 2): формирование выборки; классификация элементов выборки; дискриминантный анализ и отбор эффективных признаков [10-12]. Экспериментально подобранные параметры могут быть использованы для сегментации изображений.

Для случая анализа эффективности диагностики диабетической ретинопатии формируется выборка на основе фрагментации натуральных изображений глазного дна. Формирование выборки необходимо для подбора размера окна фрагментации. Оптимальный размер будет использоваться для сегментации изображений.

Алгоритм вычисления текстурных признаков обладает чрезмерно высокой вычислительной сложностью для большого количества картинок. В данной технологии предлагается использовать высокопроизводительный алгоритм, основанный на технологии CUDA. Сформированный набор признаков будет использован для классификации. В результате дискриминантного анализа отбираются наиболее эффективные текстурные признаки.

Предлагаемая технология позволяет оценить эффективность высокопроизводительного алгоритма при разных параметрах формирования выборки и размерах исследуемого фрагмента изображения.



**Рисунок 2.** Технология формирования эффективных признаков для анализа большого объема биомедицинских изображений.

На начальном этапе технологии осуществляется выбор фрагментов определённого размера, их фрагментация и экспертная сегментация врача для дальнейшего формирования обучающей и тестовой выборок. Анализ фрагментов изображений показал, что они хорошо различаются своими текстурными свойствами. Текстурные признаки хорошо себя зарекомендовали для распознавания биомедицинских изображений и их дальнейшей диагностики [10]. В работе использовалась известная библиотека MaZda, позволяющая рассчитывать до 300 различных текстурных признаков одного цветового канала [13]. Оценка эффективности полученного множества признаков проводилась на основе дискриминантного анализа [14-16]. Цель исследований – выделить из этого огромного количества признаков подмножество наиболее информативных, то есть обеспечивающих минимальную ошибку кластеризации. При этом необходимо определить наилучший размер маски, с помощью которой система будет обрабатывать изображение и проводить автоматический выбор областей интереса при проведении лазерной коагуляции.

В результате дискриминантного анализа для каждой выборки объектов были определены лучшие признаки по критерию разделимости. Для оценки качества разделимости подсчитывалась ошибка кластеризации для каждого набора признаков и различного размера окна фрагментации. Формирование наборов признаков проводилось на основе отбора лучших исходя из значений индивидуальных критериев разделимости. В рамках дискриминантного анализа применялась кластеризация с использованием метода К-средних, а в качестве меры сходства использовалось расстояние Евклида [17]. Необходимый минимальный размер окна фрагментации и мера сходства выбирались из критерия минимума ошибки кластеризации.

### 3. Разработка высокопроизводительного алгоритма вычисления текстурных признаков

Классификация объектов глазного дна по текстурным признакам применяется в задаче сегментации изображения глазного дна, то есть выделения зон с заболеванием, по которым ставится окончательный диагноз. Схематически процедура классификации элементов выборки, представляющих собой фрагменты изображения глазного дна, представлена на рисунке 3. На рисунке 4 представлен пример сегментации изображения глазного дна. 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» [6, 18, 19, 20], отобраны наиболее эффективные 5 по разным цветовым каналам: Perc.10%, G\_Skewness, G\_S(5,0)Entropy, B\_Perc.99% и B\_GrVariance [7].

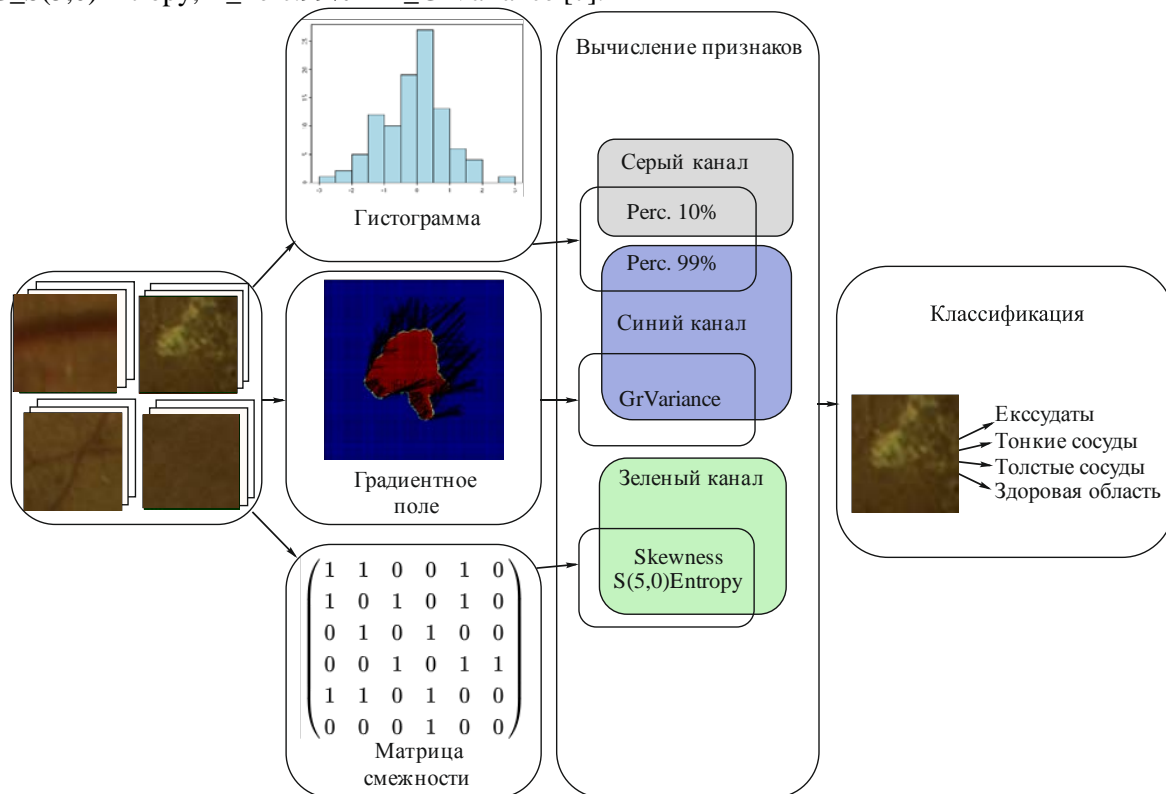


Рисунок 3. Схема сегментации изображения.

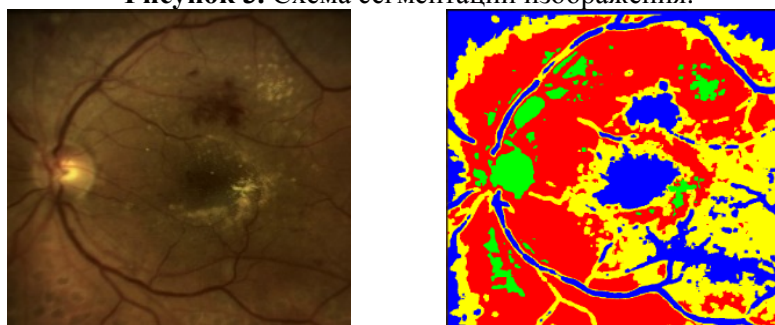
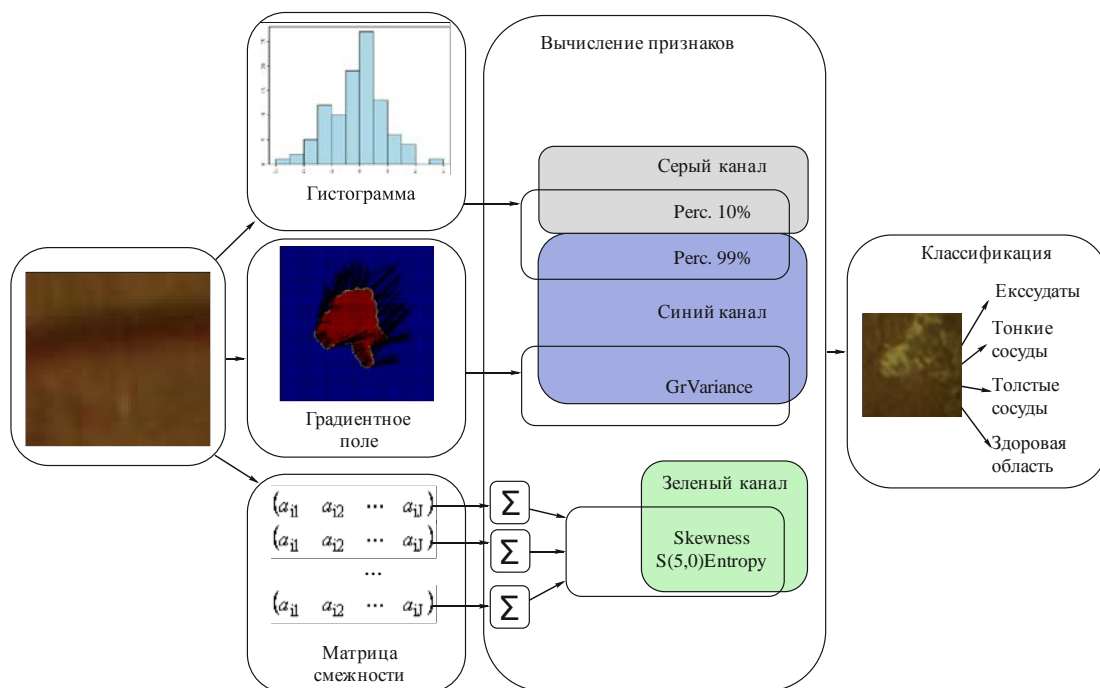


Рисунок 4. Исходное и сегментированное изображения.

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. Вычисление признаков производится по цветному изображению. Для каждого канала вычисляются свои текстурные признаки. Вычислительная модель GPU-CUDA для вычисления признаков по изображению задается в виде двумерной сетки, размер которой совпадает с размерами изображения. На рисунке 5 представлена схема параллельного алгоритма на CUDA.

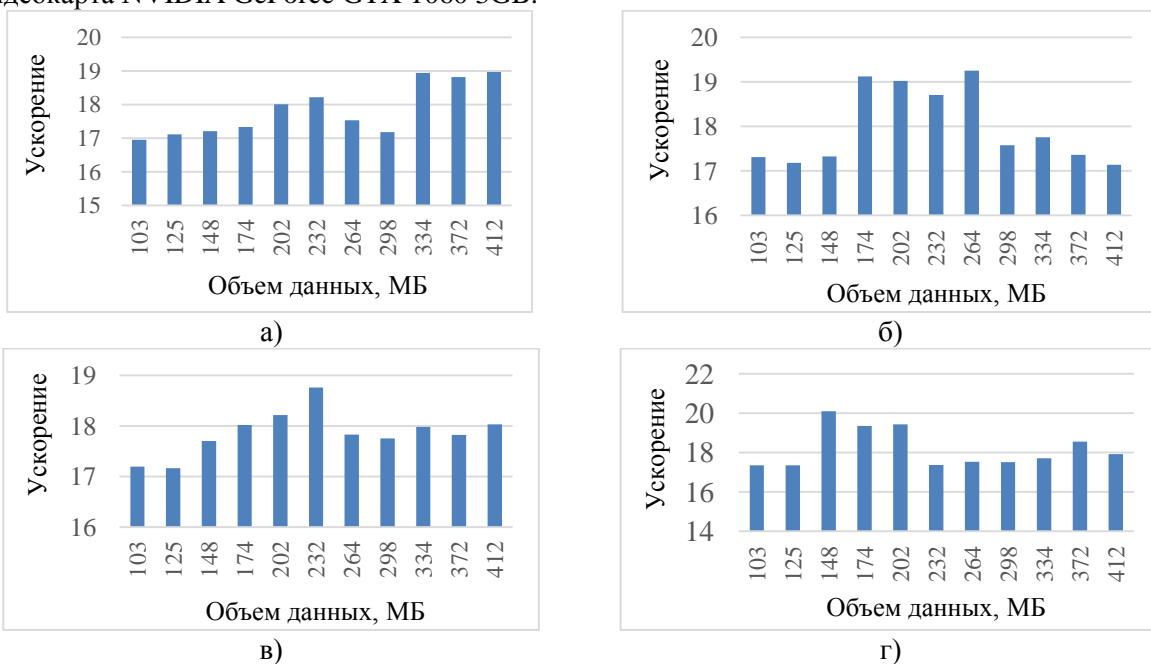
Алгоритм использует в основном локальную память. Расчёт матрицы смежности на CUDA осуществляется на основе сложной реализации, работающей с матрицей по строкам, поскольку отдельная нить не уместит в локальной памяти такую большую матрицу.



**Рисунок 5.** Схема работы отдельной нити в предложенном высокопроизводительном алгоритме.

**4. Результаты экспериментального исследования**

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 рисунке 6 представлены результаты эффективности предложенного высокопроизводительного алгоритма в зависимости от объёма данных (в МБ) для 4 различных изображений глазного дна реальных пациентов. При исследовании ускорения использовалась видеокарта NVIDIA GeForce GTX 1060 3GB.



**Рисунок 6.** Результаты ускорения алгоритма для выборок, сформированных по 4 изображениям глазного дна.

Результаты, представленные на рисунке 6, демонстрируют достижение максимальной эффективности при 148 МБ объемах данных. Несмотря на независимость задач с ростом объема данных линейное ускорение не наблюдается по причине влияния на вычислительную сложность чёткости изображения, формы зоны экссудатов, вариабельности сосудов и расположения зрительного диска. Оптимальным объемом данных, при котором среднее ускорение является максимальным, является объем в 202 МБ. При большой размерности только первый эксперимент (рисунок 1а) демонстрирует высокую эффективность алгоритма на больших объемах данных. Такой результат получился вследствие того, что первое изображение характеризовалось наименьшей долей присутствующих экссудатов на изображении по сравнению с остальными изображениями, которые подвергались исследованию.

## 5. Заключение

В настоящей работе была предложена технология анализа биомедицинских больших данных, основанная на применении технологии параллельного программирования CUDA. Для классификации изображений глазного дна использовались 5 наиболее эффективных текстурных признаков. Проведено исследование на 4 изображениях реальных пациентов. На некоторых объемах данных предложенный алгоритм позволяет достичь 19-кратного ускорения. Изображения глазного дна обладают различной вариабельностью формы зоны экссудатов, сосудов и расположением зрительного диска, что влияет на вычислительную сложность алгоритма вычисления признаков. Исследование показало, что предложенный алгоритм обеспечивает оптимальную работу на различных изображениях глазного дна при обработке данных объема в 202 МБ.

## 6. Литература

- [1] Piyasova, N.Yu. Particular use of BIG DATA in medical diagnostic tasks / N.Yu. Piyasova, A.V. Kupriyanov, R. Paringer, D. Kirsh // *Pattern Recognition and Image Analysis*. – 2018. – P. 114-121.
- [2] Кутимова, Е.Ю. Диабетическая ретинопатия. Роль амбулаторно-поликлинического звена в ранней диагностике. Лечение. Прогнозы / Е.Ю. Кутимова, В.Г. Кутимова // *Медицина*. – 2016. – Т. 21, № 2. – С. 573-577.
- [3] Дога, А.В. Современные аспекты диагностики и лечения диабетического макулярного отека / А.В. Дога, Г.Ф. Качалина, Е.К. Педанова, Д.А. Буряков // *ФГБУ Межотраслевой научно-технический комплекс «Микрохирургия глаза» им. акад. С.Н. Федорова, Москва*. – 2014. – Т. 4. – С. 51-59.
- [4] Астахов, Ю.С. Современные подходы к лечению диабетического макулярного отека / Ф.Е. Шадричев, М.И. Красавина, Н.Н. Григорьева // *Офтальмологические ведомости*. – 2009. – Т. 2, № 4. – С. 59-69.
- [5] Kernt, M. Navigated focal retinal laser therapy using the NAVILAS® system for diabetic macula edema / M. Kernt, R. Cheuteu // *Ophthalmologie*. – 2012. – Vol. 109. – P. 692-700.
- [6] HeiShun, Yu. Using texture analyses of contrast enhanced CT to assess hepatic fibrosis / B. Tischler, M.M. Qureshi, J.A. Soto, S. Anderson, N. Dagainawala, B. Li, K. Buch // *European Journal of Radiology*. – 2016. – Vol. 85(3). – P. 511-517.
- [7] Shirokanev, A.S. A smart feature selection technique for segmentation of fundus images / A.S. Shirokanev, N.U. Piyasova, R.A. Paringer // *Procedia Engineering*. – 2018. – Vol. 201. – P. 736-745.
- [8] Piyasova, N.Yu. Coagulate map formation algorithms for laser eye treatment / N. Piyasova, D. Kirsh, R. Paringer, A. Kupriyanov, A. Shirokanev // *IEEE Xplore*, 2017. – P. 1-5.
- [9] Широканев, А.С. Исследование алгоритмов расстановки коагулятов на изображении глазного дна / А.С. Широканев, Д.В. Кирш, Н.Ю. Ильясова, А.В. Куприянов // *Компьютерная оптика*. – 2018. – Т. 42, № 4. – С. 712-721. DOI: 10.18287/2412-6179-2018-42-4-712-721.
- [10] Ильясова, Н.Ю. Методы цифрового анализа сосудистой системы человека. Обзор литературы // *Компьютерная оптика*. – 2013. – Т. 37, № 4. – С. 517-541.

- [11] Ilyasova, N.Yu. Regions of interest in a fundus image selection technique using the discriminative analysis methods / N. Ilyasova, R. Paringer, A. Kupriyanov // *Lecture Notes in Artificial Intelligence (Subseries of Lecture Notes in Computer Science)*. – 2016. – Vol. 9972 LNCS. – P. 408-417.
- [12] Ilyasova, N.Yu. Intelligent feature selection technique for segmentation of fundus images / N. Ilyasova, R. Paringer, A. Kupriyanov, D. Kirsh // *IEEE Xplore. Seventh International Conference on Innovative Computing Technology (INTECH)*. – 2017. – P. 138-143.
- [13] Strzelecki, M. A software tool for automatic classification and segmentation of 2D/3D medical images / M. Strzelecki, P. Szezypinski, A. Materka, A. Klepaczko // *Nuclear Instruments & Methods In Physics Research Section A: Accelerators. Spectrometers. Detectors and Associated Equipment*. – 2013. – Vol. 702. – P. 137-140.
- [14] Ilyasova, N.Yu. The Discriminant Analysis Application to Refine the Diagnostic Features of Blood Vessels Images / N.Yu. Ilyasova, A.V. Kupriyanov, R.A. Paringer // *Optical Memory & Neural Networks (Information Optics)*. – 2015. – Vol. 24, № 4. – P. 309-313.
- [15] Ильясова, Н.Ю. Формирование признаков для повышения качества медицинской диагностики на основе методов дискриминантного анализа / Н.Ю. Ильясова, А.В. Куприянов, Р.А. Парингер // *Компьютерная оптика*. – 2014. – Т. 38, № 4. – С. 751-756.
- [16] Ильясова, Н.Ю. Исследование эффективности признаков для диагностики сосудистой патологии / Н.Ю. Ильясова, Р.А. Парингер // *Известия Самарского научного центра РАН*. – Самара: Издательство Самарского научного центра РАН. – 2015. – Т. 17, № 2(5). – С. 1015-1020.
- [17] Фукунага, К. Введение в статистическую теорию распознавания образов / К. Фукунага. – М.: Наука, 1979. – 270 с.
- [18] Gentillon, H. Parametr set for computer-assisted texture analysis of fetal brain / H. Gentillon, L. Stefańczyk, M. Strzelecki, M. Liberska Respondek // *BMC Research Notes*. – 2016. – Vol. 25(9). – P. 496.
- [19] Acharya, U.R. An integrated index for the identification of diabetic retinopathy stages using texture parameters / U.R. Acharya, E.Y. Ng, J.H. Tan, S.V. Sree, K.H. Ng // *Journal of Medical Systems*. – 2012. – Vol. 36(3). – P. 2011-2020.
- [20] Hajek, M. Texture Analysis for Magnetic Resonance Imaging / M. Hajek, M. Dezortova, A. Materka, R. Lerski // *Dialogues in Clinical Neuroscience*. – 2002. – Vol. 4(4). – P. 235-242.

### **Благодарности**

Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (гранты № 16-41-630761, № 17-01-00972, № 18-37-00418), государственного задания 3.3025.2017/4.6 и Министерства науки и высшего образования Российской Федерации, в рамках выполнения работ по государственному заданию ФНИЦ «Кристаллография и фотоника» РАН (соглашение №007-ГЗ/Ч3363/26).

# CUDA parallel programming technology application for analyze of big biomedical data based on computation of effectiveness features

A.S. Shirokanev<sup>1,2</sup>, N.Yu. Ilyasova<sup>1,2</sup>, V.A. Shikhevich<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Image Processing Systems Institute of RAS - Branch of the FSRC "Crystallography and Photonics" RAS, Molodogvardejskaya street 151, Samara, Russia, 443001

<sup>2</sup>Samara National Research University, Moskovskoe Shosse 34A, Samara, Russia, 443086

**Abstract.** This research presents a biomedical big data analysis technology based on CUDA. It uses a parallel algorithm that calculates effective textural attributes of medical images. This technology analyses a large set of an ocular fundus images in purpose for automatic diabetic retinopathy diagnosis. The process of automatic diagnosis defines the classes, such as the thin vessels, the thick vessels, the exudates and the healthy area. During the research the efficiency of the developed algorithm was examined on the images with 500x500 up to 1000x1000 pixel dimensions using a square window with 12x12 pixel dimension. There was demonstrated the values of the developed algorithm acceleration for different amounts of data. As it shows the algorithm efficiency depends on the different fundus image features like the image clarity, the shape of the exudate zone, the vascular variability and the optic disc location.