

КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ COMPUTER SIMULATION HISTORY

УДК 004.932.2

DOI: 10.18413/2518-1092-2016-1-3-4-9

Сойникова Е.С.¹
Рябых М.С.²
Батищев Д.С.³
Синюк В.Г.⁴
Михелев В.М.⁵

**ВЫСОКОПРОИЗВОДИТЕЛЬНЫЙ МЕТОД ОБНАРУЖЕНИЯ ГРАНИЦ
НА МЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ**

- 1) инженер института высоких технологий БелГУ, 1-й Первомайский пер., 1-а, Белгород, 308001, Россия.
e-mail: 831468@bsu.edu.ru
- 2) магистрант кафедры математического и программного обеспечения информационных систем
Белгородский государственный национальный исследовательский университет, ул. Победы д.85,
г. Белгород, 308015, Россия. *e-mail: 828130@bsu.edu.ru*
- 3) аспирант кафедры математического и программного обеспечения информационных систем. Белгородский
государственный национальный исследовательский университет, ул. Победы д.85,
г. Белгород, 308015, Россия. *e-mail: batishchev@bsu.edu.ru*
- 4) профессор кафедры программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем, кандидат
технических наук, доцент, Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова,
ул. Костюкова 46, г. Белгород, 308012, Россия. *e-mail: vgsinuk@mail.ru*
- 5) доцент кафедры математического и программного обеспечения информационных систем, кандидат технических
наук, доцент, Белгородский государственный национальный исследовательский университет, ул. Победы д.85,
г. Белгород, 308015, Россия. *mikhelev@bsu.edu.ru*

Аннотация

Сегментация является сложным этапом в обработке и анализе медицинских изображений. Это связано с высокой вариабельностью их характеристик, слабой контрастностью обрабатываемых изображений и сложной геометрической организацией объектов. Рассмотрена реализация оператора Собеля и алгоритма Кэнни с использованием технологий параллельного программирования OpenMP и NVIDIA CUDA. Показано, что реализация этих алгоритмов для графических процессоров с использованием технологии CUDA повышает производительность обработки изображений. Вычислительный эксперимент показал эффективность реализации алгоритма Кэнни с помощью технологии CUDA по сравнению с OpenMP для разных разрешений медицинских изображений.

Ключевые слова: сегментация; медицинские изображения; выделение границ; оператор Собеля; алгоритм Кэнни; GPU; OpenMP; NVIDIA CUDA.

UDC 004.932.2

Soynikova E.S.¹
Ryabykh M.S.²
Batishchev D.S.³
Sinyuk V.G.⁴
Mikhelev V.M.⁵

**HIGH-PERFORMANCE ANALYSIS METHOD AND MORPHOLOGICAL
IMAGE PROCESSING**

- 1) Engineer, Institute of High Technologies of BSU, 1-a 1st Pervomayskiy Lane, Belgorod, 308001, Russia
e-mail: 831468@bsu.edu.ru
- 2) Master's Degree Student, Belgorod State National Research University, 85 Pobedy St., Belgorod, 308015, Russia
e-mail: 828130@bsu.edu.ru
- 3) Postgraduate Student, Department of Mathematical and Software Information Systems, Belgorod State National Research
University, 85 Pobedy St., Belgorod, 308015, Russia
e-mail: batishchev@bsu.edu.ru

- 4) Candidate in Technical Sciences, Associate Professor, Department of Software Computer Technology and Automated Systems, Belgorod State Technological University named after V.G. Shoukhov, 46 Kostyukova St., Belgorod, 308012, Russia.
e-mail: vgsinuk@mail.ru
- 5) Candidate in Technical Sciences, Associate Professor, Department of Mathematical and Software Information Systems, Belgorod State National Research University, 85 Pobedy St., Belgorod, 308015, Russia.
e-mail: mikhelev@bsu.edu.ru

Abstract

Segmentation is a difficult stage in the processing and analysis of medical images. This is due to the high variability of their characteristics, low contrast processed images and the organization of complex geometric objects. The article covers the realization of Sobel operator and Canny algorithm using OpenMP parallel programming technology and NVIDIA CUDA. It is shown that the implementation of these algorithms for GPUs with CUDA technology improves imaging performance. Completion of the computational experiment showed the effectiveness of the implementation of Canny algorithm using CUDA technology, compared with OpenMP for different resolutions of medical images.

Keywords: segmentation; medical imaging; selection borders; Sobel operator; Canny algorithm; GPU; OpenMP; NVIDIA CUDA.

В последнее время одним из актуальных направлений развития компьютерных технологий в медицине становится обработка цифровых изображений: улучшение качества изображения, восстановление поврежденных изображений, распознавание отдельных элементов. В настоящее время для хранения и обработки медицинских изображений персональной медицины создаются специализированные облачные сервисы [2], что позволяет создать интеллектуальную систему диагностики и прогнозирования состояния здоровья пациентов.

При этом конечный результат анализа во многом определяется качеством сегментации изображений. Сегментация предназначена для выделения на изображениях областей с определёнными свойствами. Такие области обычно соответствуют объектам или их частям, которые определяют исследователи. Результатом сегментации является бинарное или иерархическое изображение, в котором каждый уровень изображения соответствует конкретному классу выделенных объектов. Сегментация является сложным моментом в обработке и анализе медицинских изображений. Это связано с высокой вариабельностью их характеристик, слабой контрастностью обрабатываемых изображений и сложной геометрической организацией объектов.

В большинстве случаев на исследуемом изображении присутствуют шумы, искажения, текстурные области, схожие с областями, принадлежащими исследуемому объекту. Все это затрудняет процесс выделения объектов и корректного отображения их границ, поэтому алгоритмы оконтуривания и сегментирования

играют очень важную роль в процессе автоматизированной обработки медицинских изображений.

Одними из видов сегментации изображений являются алгоритмы выделения границ [1]. Граница – это резкий переход яркости, следовательно, схема алгоритма заключается в обнаружении разрывов яркости. Для того чтобы найти резкое изменение яркости, необходимо найти абсолютное значение градиента, так как наибольшее его изменение происходит в направлении границы.

Данные алгоритмы довольно точны, однако имеют большую вычислительную сложность.

Оператор Собеля – дискретный дифференциальный оператор, вычисляющий приближенные значения производных разного порядка для функции яркости пикселей. Наиболее распространенным примером практического использования является определение границ (ребер) объектов на изображении, т.е. точек резкого изменения яркости.

Данный оператор основан на свертке изображения с целочисленными фильтрами. В простейшем случае оператор построен на вычислении свертки исходного изображения с ядрами C_x и C_y обеспечивающими вычисление первых производных по направлениям

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} G_y = \begin{bmatrix} -1 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Оператор Собеля используется для приближенного вычисления градиента функции интенсивности пикселей [1, 4]. Применение

оператора C_x позволяет определить приближенное значение первой частной производной изменения интенсивности в горизонтальном направлении, – в вертикальном. На основании данной информации можно вычислить магнитуду градиента для пикселя с координатами (i,j) согласно формуле (2)

$$|G| = |G_x| + |C_y| \quad (2)$$

Также, используя полученные данные, можно определить направление градиента по формуле (3)

$$\theta^{ij} = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (3)$$

Предлагается для выделения границ на медицинских изображениях использовать оператор Кэнни (Canny) [6, 7]. Алгоритм обнаружения границ Кэнни состоит из четырех этапов:

1. Гауссова фильтрация.
2. Фильтрация Собеля.
3. Подавление не максимумов.
4. Двойная пороговая фильтрация.

Детектор ребер Кэнни предназначен для поиска границ на изображении. Границы – это линии на изображении, в которых происходит резкое изменение яркости.

Целью Кэнни было разработать оптимальный алгоритм обнаружения границ, удовлетворяющий трём критериям:

- хорошее обнаружение (Кэнни трактовал это свойство как повышение отношения сигнал/шум);
- хорошая локализация (правильное определение положения границы);
- единственный отклик на одну границу.

Алгоритм детектора границ не ограничивается

вычислением градиента сглаженного изображения. В контуре границы остаются только точки максимума градиента изображения, а не максимальные точки, лежащие рядом с границей, удаляются.

В данном алгоритме предлагается использовать информацию о направлении границы для того, чтобы удалять точки рядом с границей и не разрывать саму границу вблизи локальных максимумов градиента. После этого на следующем этапе предлагается с помощью двух порогов удалять слабые границы, при этом фрагмент границы обрабатывается как целое. Если значение градиента где-нибудь на исследуемом фрагменте превысит верхний порог,

то этот фрагмент остается также «допустимой» границей, а в тех местах, где значение градиента падает ниже этого порога, то она не станет ниже нижнего порога. Если же на всем фрагменте нет ни одной точки со значением большим верхнего порога, то он удаляется. Такой гистерезис позволяет снизить число разрывов выходных границ.

Включение в алгоритм Кэнни шумоподавления с одной стороны повышает устойчивость результатов, а с другой – увеличивает вычислительные затраты и приводит к искажению и даже потере подробностей границ. Так, например, таким алгоритмом скругляются углы объектов и разрушаются границы в точках соединений.

Рассмотрим более подробно основные этапы реализации алгоритм Кэнни [5, 8].

1. Сглаживание: удаление шума посредством фильтра Гаусса.

Пусть исходное изображение будет задано яркостью $x(m, n)$. Гауссово размытие с радиусом r считается по формуле (4)

$$y(m, n) = \frac{1}{2\pi r^2} \sum_{u,v} e^{-\frac{(u^2+v^2)}{2r^2}} x(m+u, n+v) \quad (4)$$

Пределы суммирования по u и v можно выбирать как плюс минус несколько сигм, т.е. радиусов r , что даёт сложность алгоритма порядка $O(r^2)$ операций на пиксель.

Первое ускорение даёт свойство сепарабельности гауссова размытия. То есть, можно провести фильтрацию по оси x для каждой строки, полученное изображение отфильтровать по u по каждому столбцу и получить тот же результат со сложностью $O(r)$ операций на пиксель.

2. Поиск градиентов: применяется дискретный дифференцированный оператор Собеля, которые вычисляет приближенное значение градиента в каждой точке.

Результатом применения оператора Собеля в каждой точке изображения является либо вектор градиента яркости в этой точке, либо его норма. Для обнаружения изменений интенсивности в горизонтальном направлении (d_x) и вертикальном направлении (d_y) вычисляются величина M края и направление градиента θ по формулам (5) и (6) соответственно.

$$M = \sqrt{d_x^2 + d_y^2} \quad (5)$$

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{d_y}{d_x} \right) \quad (6)$$

3. Подавление не максимумов: локальные максимумы отмечаются как границы. Удаляются пиксели, которые не являются частью края, следовательно, останутся только тонкие линии. На этом этапе, локальный максимум вдоль направления градиента обнаруживается с использованием значений M и θ .

4. Двойная пороговая фильтрация: если значение пикселя выше верхней границы, то она принимает максимальное значение, если ниже – пиксель подавляется. Двойная пороговая фильтрация используется в качестве средства устранения полос. Полоса – это разбиение контура края, вызванное оператором выходного колебания выше и ниже порогового уровня.

Если единственный порог, $t1$ применяется к изображению и край имеет среднюю силу, равную $t1$, то из-за шума, будут случаи, когда край опускается ниже порогового уровня. В равной степени он будет также распространяться выше порога принятия края, похожего на пунктирную линию. Любой пиксель в изображении, который имеет значение большее, чем $t1$ предположительно является краевым пикселем, и немедленно обозначается как таковой. Затем, любые пиксели, которые соединяются с этим краевым пикселем и которые имеют значение, большее чем $t2$, так же выбираются как краевые пиксели. Для начала движения вдоль края необходим градиент $t2$, а для окончания – градиент ниже $t1$.

Для тестирования программы сегментации изображений методом Кэнни и Собеля, реализованных с помощью технологии OpenMP исходное изображение, представленное на рисунке, подавалось на вход 10 раз. Каждый проделанный эксперимент проводился с одним изображением, но разного разрешения. После выполнения обработки изображений, программа производила подсчет времени выполнения операций над изображением. В операторе Собеля программа считала за сколько времени маска пройдет по всем пикселям. В операторе Кэнни программа считала за сколько времени произойдет фильтрация по Гауссу, выполнение оператора Собеля, подавление не максимумов и двойную пороговую фильтрацию.

При рассмотрении проблем обработки изображений, было выявлено, что одной из главных проблем — это присутствие шума в

изображении. Эта проблема решается с помощью гауссовой фильтрации, которая присутствует в детекторе Кэнни.

В данной работе для тестирования разработанных алгоритмов использовались медицинские изображения [9]. Так на рисунке 1 представлено исходное изображение клетки крови, полученное с помощью электронного микроскопа. Врачам, которые изучают свойства клетки крови и могут по размерам и формам этих клеток определить диагноз заболевания, необходимо знать точные контуры внутренних элементов этих клеток.

Нами предлагается для выделения границ внутренних элементов клеток использовать выше приведенные модифицированные методы Собеля и Кэнни, реализованные с использованием параллельных технологий программирования.

На рисунках 2 и 3 представлены изображения, полученные в результате обработки изображения, представленного на рисунке 1, с помощью модифицированных методов Кэнни и Собеля.

По обработанным изображениям можно сделать вывод, что метод Кэнни более эффективен, так как позволяет убирать шум на изображении, а также, благодаря двойной пороговой фильтрации, линии границ на обработанном изображении получатся более тонкими. Благодаря тому, что метод Кэнни позволяет выделить более тонкие края изображения специалисту предоставляется возможность более качественно выполнить визуальный анализ свойств клетки крови.

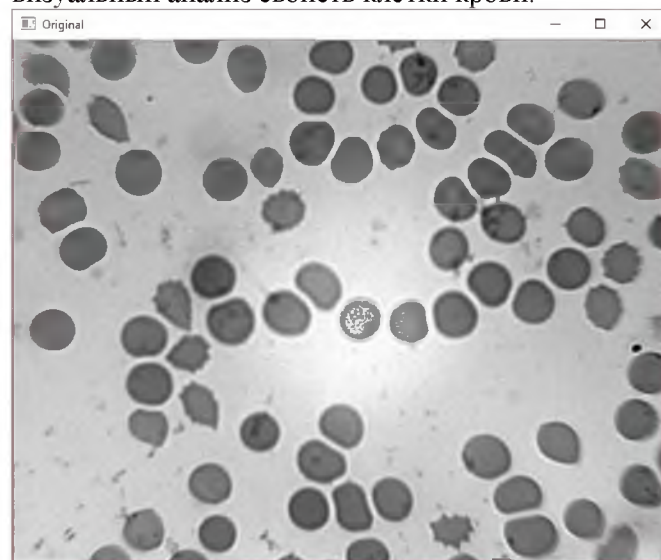


Рис. 1. Исходное изображение клетки крови, полученное с помощью электронного микроскопа
Fig. 1. Initial blood cell image obtained by an electron microscope

Важной задачей в области обработки изображений является ускорение времени работы сложных алгоритмов за счет использования технологий параллельного программирования. Эта проблема была решена нами с помощью реализации алгоритмов на GPU [3]. Для реализации высокопроизводительного метода обнаружения границ на медицинских изображениях с использованием алгоритма Кэнни была использована технология параллельного программирования CUDA [10].

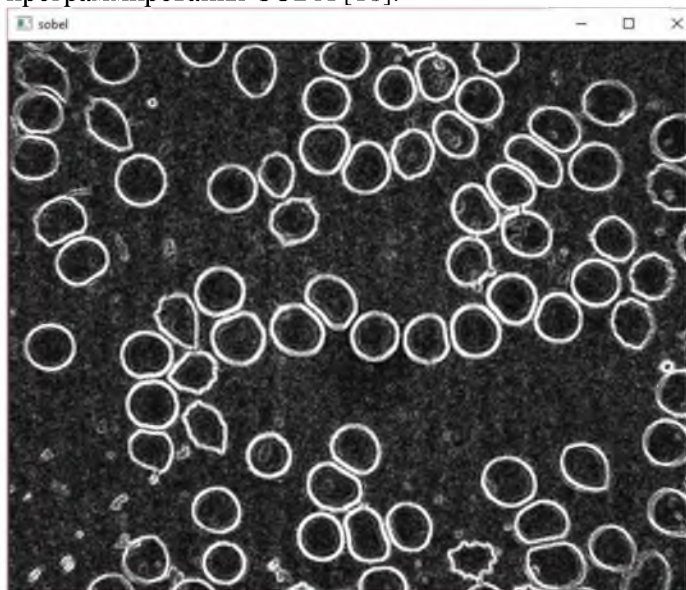


Рис.2. Изображение, полученное после обработки исходного модифицированным методом Собеля
Fig. 2. An image obtained after the processing by the original modified Sobel

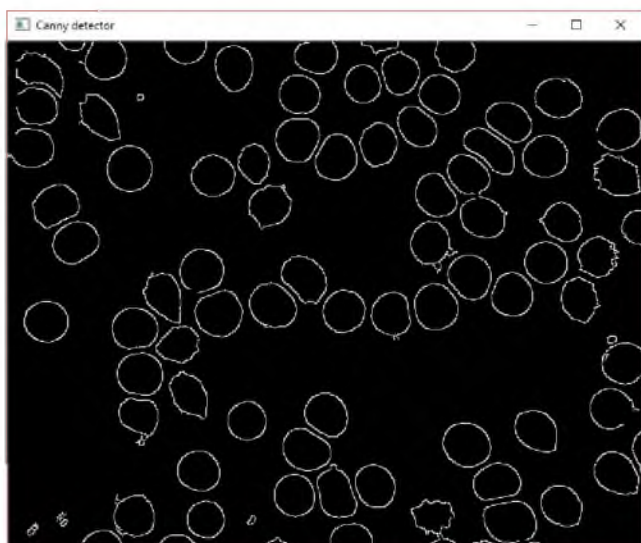


Рис.3. Изображение, полученное после обработки исходного модифицированным методом Кэнни
Fig. 3. The image obtained after processing the original modified by Canny method

Расчеты выполнялись с использованием видеокарты NVIDIA GeForce GT 630M на базе архитектуры Fermic 2 Гб глобальной памяти и частотой 1,3 ГГц. Для оценки последовательного программного подхода был использован процессор CPU Intel Core i5 2450M с частотой 2,5 ГГц и памятью 8GB.

Для того, чтобы увидеть существенную разницу в эффективности работы разработанных алгоритмов был выполнен вычислительный эксперимент, результаты которого было решено представить в виде графика зависимости времени выполнения программы от различных размеров разрешения изображения при выполнении расчетов на CPU и на GPU. При этом на оси абсцисс отмечались показания разрешения изображения, на оси ординат – время выполнения программы.

Таким образом, на графике, приведенном на рисунке 4, показана зависимость времени выполнения оператора Собеля от различных разрешений изображения при использовании CPU и GPU.

Проанализировав данные графики, можно сделать вывод, что при реализации алгоритма Собеля на NVIDIA CUDA удалось получить ускорение приблизительно в 10 раз, по сравнению с технологией OpenMP.

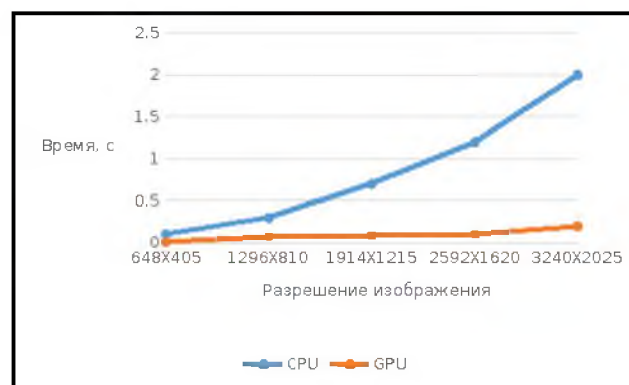


Рис. 4. График зависимости времени выполнения оператора Собеля от разрешения изображения при использовании CPU и GPU

Fig. 4. Graph of Sobel operator time execution dependence on the image size by using the CPU and GPU

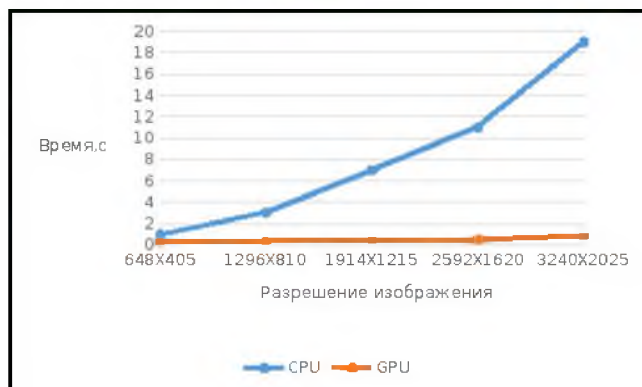


Рис. 5. График зависимости времени выполнения алгоритма Кэнни от различных разрешений изображения при использовании CPU и GPU

Fig. 5. Graph of Canny algorithm execution time dependence on different image resolutions when using CPU and GPU

На графике, приведенном на рисунке 5, показаны зависимости времени выполнения алгоритма Кэнни от различных разрешений изображения при использовании CPU и GPU. Как следует из результатов исследования, реализация алгоритма с использованием технологии CUDA позволяет достигнуть ускорения приблизительно в 20 раз.

В процессе выполнения данной работы рассмотрена реализация оператора Собеля и алгоритма Кэнни с использованием технологий параллельного программирования OpenMP и NVIDIA CUDA. Показано, что реализация этих алгоритмов для графических процессоров с использованием технологии CUDA повышает производительность обработки изображений. Доказана эффективность реализации алгоритма Кэнни с помощью технологии CUDA по сравнению с OpenMP с разными разрешениями изображений.

Список литературы

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений [Текст]. / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
2. Батищев Д.С., Михелев В.М. Инфраструктура высокопроизводительной компьютерной системы для реализации облачных сервисов хранения и анализа данных персональной медицины. Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: Экономика. Информатика. 2016. Т. 37. № 2 (223). С. 88-92.
3. Рябых М.С., Сойникова Е.С., Батищев Д.С., Михелев В.М. Решение задачи сегментации медицинских изображений с использованием вычислений на графических процессорах.

Перспективы развития информационных технологий. 2016. № 29. С. 163-168.

4. Форсайт, Д. А., Компьютерное зрение. Современный подход [Текст]. / Д. А. Форсайт, Ж. Понс; пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2004 – 1006 с.

5. Y. Duan, J. Wang, M. B. T. Kam, and J. F. Canny, "Privacy preserving link analysis on dynamic weighted graph," Computational & Mathematical Organization Theory, vol. 11, no. 2, pp. 141-159, July 2005.

6. J. F. Canny, "A computational approach to edge detection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, no. 6, pp. 679-698, November 1986.

7. Canny J. A computational approach to edge detection. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – Vol. 8, no. 6. – Pp. 679-698.

8. S. Russell, P. Norvig, J. F. Canny, J. Malik, and D.D. Edwards, Artificial Intelligence: A Modern Approach, 2nd ed., Prentice Hall Series in Artificial Intelligence, Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall/Pearson Education, 2003.

9. Soynikova E.S., Ryabikh M.S., Batishchev D.S., Mikhelev V.M. High-performance method for boundary detection in medical images// Academic science – problems and achievements IX: Proceedings of the Conference. North Charleston, 20-21.06.2016–North Charleston, SC, USA:CreateSpace, 2016, p.93-95.

10. NVIDIA, "NVIDIA CUDA C programming guide – version 7.0," NVIDIA developer website, June 2016. [Online]. Available: <http://docs.nvidia.com/cuda/cuda-c-programming-guide/#axzz4IHtkC9CZ>.

References

1. R. Gonzalez, R. Woods, Digital Image Processing [text] / R. Gonzalez, R. Woods; M.: Technosphere, 2005. 1072 p.
2. Batishchev D.S, Mikhelev V.M The Infrastructure of High-performance Computer System for the Implementation of Cloud Storage and Analysis of Personal Medical Data. Scientific Bulletin of Belgorod State University. Series: Economy. Computer Science. 2016. Vol. 37. № 2 (223). Pp. 88-92.
3. Ryabikh M.S. Soynikova E.S. Batishchev D.S., Mikhelev V.M. Meeting the Challenge of Segmentation of Medical Images Using Computing on Graphics Processors. Prospects of Development of Information Technologies. 2016. № 29. Pp. 163-168.
4. Forsyth D.A., Computer Vision. The Modern Approach [Text]. / D.A. Forsyth, J. Ponce; transl. from English. M.: Publishing House "Williams", 2004. 1006 p.
5. Y. Duan, J. Wang, M. B. T. Kam, and J. F. Canny, "Privacy preserving link analysis on dynamic weighted graph," Computational & Mathematical Organization Theory, vol. 11, no. 2, pp. 141-159, July 2005.

6. J. F. Canny, "A computational approach to edge detection," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 8, no. 6, pp. 679-698, November 1986.

7. Canny J. A computational approach to edge detection. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 1986. Vol. 8, no. 6. Pp. 679-698.

8. S. Russell, P. Norvig, J. F. Canny, J. Malik, and D. D. Edwards, Artificial Intelligence: A Modern Approach, 2nd ed., Prentice Hall Series in Artificial Intelligence, Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall/Pearson Education, 2003.

9. Soinikova E.S., Ryabikh M.S., Batishchev D.S., Mikhelev V.M. High-performance method for boundary detection in medical images// Academic science – problems and achievements IX: Proceedings of the Conference. North Charleston, 20-21.06.2016—North Charleston, SC, USA:CreateSpace, 2016, p.93-95.

10. NVIDIA, "NVIDIA CUDA C programming guide – version 7.0," NVIDIA developer website, June 2016. [Online]. Available: <http://docs.nvidia.com/cuda/cuda-c-programming-guide/#axzz4IHtkC9CZ>.