

**А. П. Сорокин**

Научно-исследовательский институт вычислительных комплексов им. М. А. Карцева, Москва, Россия

# МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ЦИФРОВОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ ДЛЯ РЕАЛИЗАЦИИ В СИСТЕМАХ ПАРАЛЛЕЛЬНО- КОНВЕЙЕРНОЙ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ В ГЕТЕРОГЕННОЙ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ СРЕДЕ

В статье приводятся материалы по способам представления цифровых изображений в виде матрицы конечного набора пикселей. Также приводятся материалы по пространственным и частотным методам обработки цифровых изображений. В качестве примера рассматриваются и сравниваются между собой пространственные методы цифровой фильтрации с применением операторов Собела, Превитта и частотный метод оптимальной фильтрации. Описанные методы могут быть эффективно реализованы в гетерогенной вычислительной среде параллельно-конвейерной обработки данных с применением графических процессоров или ПЛИС большой емкости. Показано, что реализация такой параллельно-конвейерной системы обеспечивает необходимую производительность для обработки больших массивов данных за счет распараллеливания вычислений между узлами системы, каждый из которых оптимизирован под конкретную решаемую задачу. В свою очередь, это позволяет значительно повысить скорость обработки цифровых изображений или увеличить количество параллельно обрабатываемых потоков данных по сравнению с системами, использующими для вычислений только центральный процессор.

**Ключевые слова:** цифровое изображение, методы обработки изображений, пространственные методы обработки изображений, частотные методы обработки изображений, программируемые логические интегральные схемы (ПЛИС), параллельно-конвейерная обработка, вычислительные системы.

Для цитирования: Сорокин А. П. Методы обработки цифрового изображения для реализации в системах параллельно-конвейерной обработки данных в гетерогенной вычислительной среде // Радиопромышленность. 2017. № 4. С. 89–94.

**A. P. Sorokin**

M. A. Kartsev Scientific and Research Institute of Computing Systems, Moscow, Russia

# METHODS OF DIGITAL IMAGE PROCESSING FOR IMPLEMENTATION IN PARALLEL- CONVEYOR DATA PROCESSING SYSTEMS IN THE HETEROGENEOUS COMPUTING ENVIRONMENT

The article contains materials on the digital image representation in computer systems as a matrix of a finite set of pixels. Materials on spatial and frequency domain methods for digital image processing are also given. As an example, spatial methods of digital filtering with Sobel, Prewitt operators and frequency domain method of optimal filtering are compared. The described methods can be effectively implemented in a heterogeneous computing environment of parallel-conveyor data processing using graphics processors or high-capacity FPGAs. It is shown that the implementation of such a parallel-conveyor system provides the required performance for large data processing by parallelizing the computations between

*the nodes of the system, each of which is optimized for a specific task to be solved. In turn, this can significantly improve the digital image processing speed or increase the number of parallel processing data streams compared to systems that use only the CPU for computations.*

**Keywords:** *digital image processing, spatial domain image processing methods, frequency domain image processing methods, Field Programmable Gate Array (FPGA), parallel-conveyor processing, computer systems.*

For citation: Sorokin A. P. Methods of digital image processing for implementation in parallel-conveyor data processing systems in the heterogeneous computing environment. Radiopromyshlennost, 2017, no. 4, pp. 89–94 (In Russian).

DOI 10.21778/2413-9599-2017-4-89-94

В наше время цифровые изображения и видеоинформация используются все чаще, при этом неуклонно повышается качество получаемого изображения, и, как следствие, увеличивается объем передаваемой, обрабатываемой и хранимой информации. Получаемая в виде цифрового изображения информация, применительно к системам машинного зрения, автономным роботизированным системам и промышленным станкам, системам наблюдения и управления, позволяет распознавать объекты и движение, контролировать и прогнозировать поведение окружающих объектов, фиксировать события, делать выводы и принимать нужные решения при изменении окружающей среды или обстановки. Визуальное представление несет в себе много данных об объектах, а следовательно, является источником важной информации, и в связи с постоянно растущим качеством получаемого изображения методы обработки требуют все большей вычислительной мощности.

На данный момент все больше проектируемых технических систем ориентированы на работу с видеоинформацией. Источником данных для таких систем могут выступать дискретное изображение в виде единичных снимков или потоки видеоинформации с видеокамер – последовательность снимков с заданной частотой кадров. Например, источником данных о земной поверхности с целью изучения рельефа местности, расположенных объектов и контроля изменений могут быть единичные снимки изображений земной поверхности (ИЗП) высокого разрешения, получаемые с некоторой периодичностью с летательных аппаратов, а непрерывное видеоизображение земной поверхности для контроля относительно медленных изменений является избыточным. В то же время единичные изображения, получаемые с относительно большими интервалами, могут не содержать достаточно информации о движении объектов в реальном масштабе времени. Для контроля быстро протекающих событий требуется регистрация видеоряда с высокой частотой кадров.

Если говорить про элементы технологий машинного зрения, то они представляют собой взаимосвязанную технологическую последовательность, включающую следующие звенья: получение

изображения от видеокамеры; обработку (оцифровку) изображения; логический анализ цифрового изображения и выделение нужной информации; перемещение камеры в пространстве. Видеокамера и устройство обработки изображения являются главными составляющими системы машинного зрения, их объединяет термин «техническое зрение» [1]. Для подобных систем характерно наличие нескольких потоков структурно-разнородных данных, в первую очередь от камер высокого разрешения. Данные могут поступать по различным интерфейсам и быть представлены в различных форматах, в том числе и нестандартных. Производительность системы должна обеспечивать в реальном масштабе времени обработку всех входных данных, а также вывод результата, что накладывает требования на производительность, функциональные характеристики (архитектуру) и надежность системы.

В прикладных задачах методы обработки применяются к цифровому изображению. Такое изображение представляется в виде двумерной функции  $f(x, y)$ , где  $x$  и  $y$  – координаты в пространстве и значение функции в каждой точке  $(x, y)$  – интенсивность (яркость) изображения в этой точке. Представление координат  $x, y$  в виде конечного множества называется дискретизацией, а представление яркости  $f$  конечным множеством значений – квантованием. Если  $x, y$  и  $f$  принимают конечное число дискретных значений, то говорят о цифровом изображении, при этом  $x, y$  – это уже не пространственные координаты, а порядковый номер пикселя на цифровом изображении по оси  $x$  и по оси  $y$  [2]. Цифровой обработке подвергается кадр или последовательность кадров. Каждый кадр исходного изображения представляется в виде матрицы  $\Phi = \{f_{xy}\}$ ,  $x = 0, \dots, M - 1$ ,  $y = 0, \dots, N - 1$  и состоит из конечного набора  $M$  и  $N$  элементов изображения ( $M$  – количество элементов по горизонтали,  $N$  – количество элементов по вертикали). Каждый элемент именуется пикселем (pixel – picture element). Значение каждого пикселя – это значение функции  $f_{ik} = f(i, k)$  пикселя с индексом  $i, k$  (рис. 1).

Физически сигнал, возникающий в точке пространства, является функцией многих переменных, таких как длина волны  $\lambda$ , интенсивность  $I$  и время  $t$ .

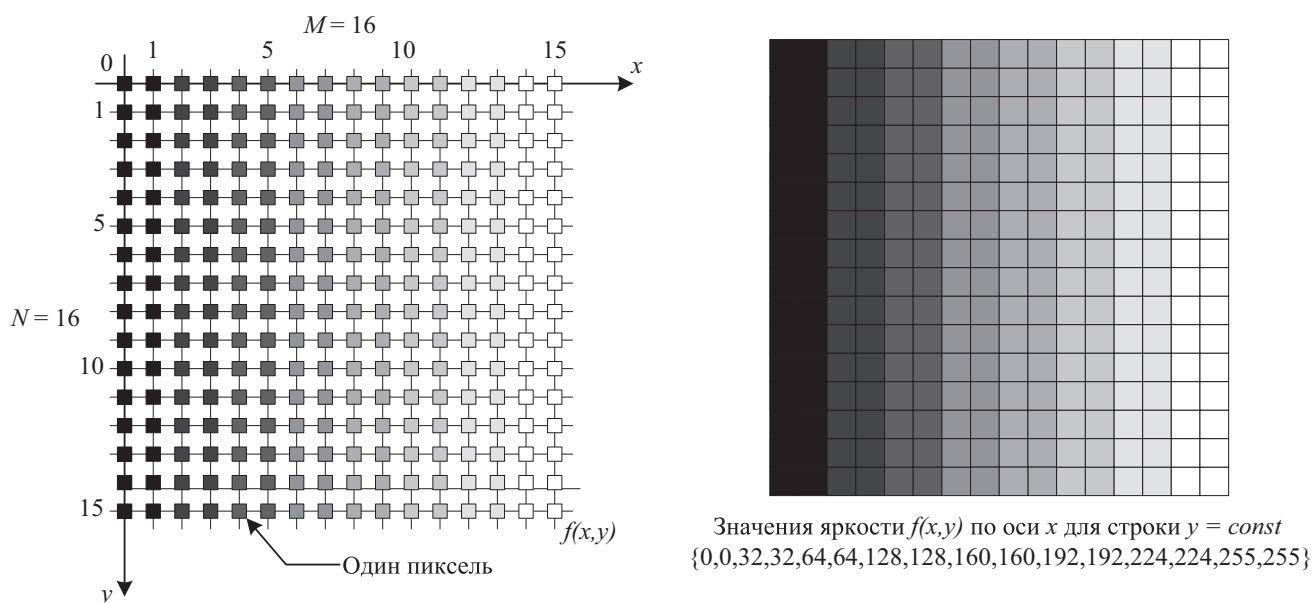


Рисунок 1. Исходное монохромное 8-битное цифровое изображение, представленное в виде матрицы значений яркости элементов изображения  $\Phi = \{f_{xy}\}$  размером 16x16 пикселей. Значения яркости  $f(x, y)$  по оси  $x$  для каждой строки пикселей  $y = \text{const}$  – {0, 0, 32, 32, 64, 64, 128, 128, 160, 160, 192, 192, 224, 224, 255, 255}

В технике, и в частности для ЭВМ, определены стандарты цветовых моделей, поскольку представление одного и того же цветного изображения в цифровом виде можно реализовать различными способами. Существуют аддитивные, субтрактивные методы синтеза цветов (рис. 2), а также методы кодирования (например, YCbCr), позволяющие уменьшить объем передаваемых данных.

При аддитивном методе, например в RGB, в каждый элемент изображения (пиксель) добавляется нужный цвет. Если нужно получить желтый, то в значение цвета пикселя добавляются зеленый

и красный цвета. При субтрактивном методе, например в CMYK, наоборот, из белого вычитается нужный цвет, и если вычесть все три компонента (красный, синий и зеленый), то получится черный. В каждой области применимы свои методы как наиболее технологичные. Для визуализации на дисплеях используют аддитивный RGB, добавляя интенсивность того или иного цвета каждому пикселю изображения, а в офсетной печати распространение получило разложение изображения по компонентам схемы CMYK, при этом черный цвет представлен отдельно. Для монохромного изображения

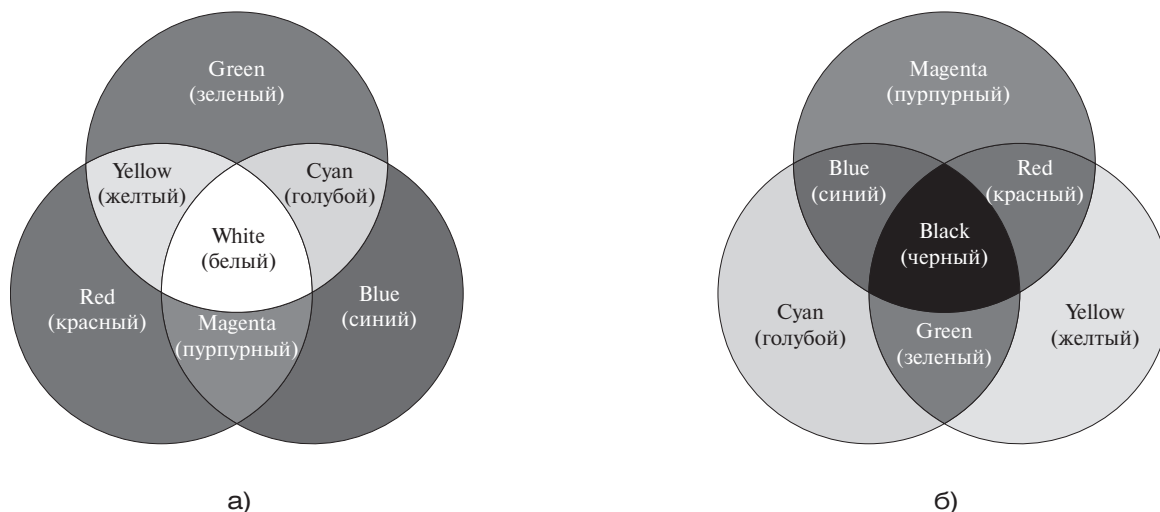


Рисунок 2. Аддитивная схема RGB (а) и субтрактивная схема CMYK (б)

или для каждого цвета определяют интенсивность как  $2^k$  оттенков, где  $k$  – глубина цвета в битах. Например, при 8-битной глубине цвета интенсивность каждого элемента изображения представляется как 256 оттенков серого (от 0 до 255) или как 256 оттенков каждого из трех компонентов цвета для модели RGB (Red, Green, Blue).

При разработке методов обычно имеют дело со статическим изображением, часто монохромным, и в качестве значений  $f_{ik}$  рассматривают только яркость или оттенок серого, а не цвет и интенсивность. Разработанные методы для монохромных изображений можно распространить и на матрицы компонентов цветных изображений.

Основными стадиями цифровой обработки изображений являются: регистрация изображения; улучшение; восстановление; обработка; вейвлеты

и кратномасштабная обработка; сжатие; морфологическая обработка; сегментация; представление и описание; распознавание объектов [2]. Также можно выделить отдельным пунктом распознавание движения, но для этого требуется обработка последовательности изображений, поэтому в данной статье оно не рассматривается.

При обработке изображений применяют наиболее подходящие методы для получения результата, наиболее приемлемого для конкретной решаемой задачи. То есть методы в значительной степени являются проблемно-ориентированными. Множество подходов к улучшению изображений распадается на две категории: пространственные методы и частотные. Пространственные методы работают с пространственной областью плоскости изображения и сводятся к преобразованию значений одного

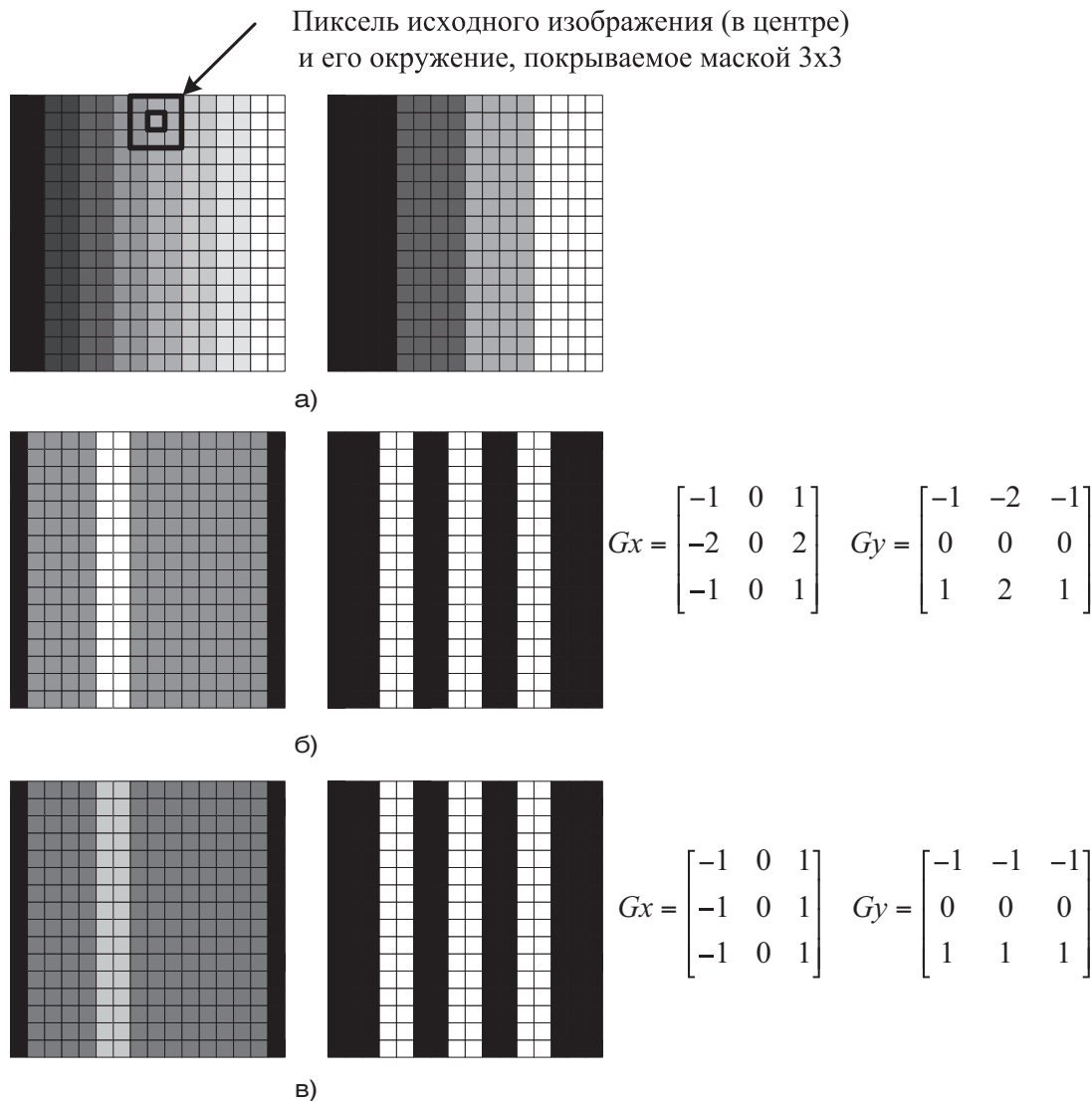


Рисунок 3. Два исходных 8-битных цифровых изображения размером 256x256 (а), преобразованные исходные изображения после выделения границ с применением оператора Собела (б) и преобразованные исходные изображения после выделения границ с применением оператора Превитта (в)

пикселя в зависимости только от его собственного значения или с учетом значений соседних пикселей. Частотные методы обработки изображения в частотной области основываются на модификации сигнала, формируемого путем применения ко всему изображению преобразований Фурье. Существуют также комбинации этих двух методов. Исходное изображение принято обозначать функцией яркости  $f(x, y)$ , а преобразованное – как  $g(x, y) = T[f(x, y)]$ , где  $T$  – оператор над  $f$  [2].

Получаемые с помощью различного оборудования изображения объектов и местности часто зашумлены, и в первую очередь к ним применяются методы фильтрации или улучшения изображения, что позволяет убрать дрожание, шумы различной природы или выделять объекты и их контуры. Линейные методы пространственной фильтрации обычно основаны на сканировании изображения маской с весовыми коэффициентами (маска свертки или ядро свертки). Для достижения требуемого результата задается размер маски и значения весовых коэффициентов оператора. Далее каждый пиксель преобразованного изображения  $g(x, y)$  задается суммой перемножения значений соответствующего пикселя и его окружения (значений окружающих пикселей) исходного изображения, покрытого маской, на соответствующие коэффициенты маски. К наиболее известным методам пространственной фильтрации в алгоритмах выделения границ относятся методы Собела, Превитта и Робертса. Результаты выделения границ с применением операторов Собела и Превитта приведены на рис. 3.

Отдельный интерес представляют методы частотной фильтрации. Поскольку изображение является дискретным сигналом, часто получаемым с помощью регистрации электромагнитного излучения в определенном диапазоне волн, то для его обработки можно использовать фильтры, основанные на частотном разделении в дискретной области. Например, можно рассмотреть метод оптимальной

фильтрации изображений на основе частотных представлений [3]. Данный метод является оптимальным в том смысле, что спектр получаемого в результате фильтрации изображения имеет наименьшее среднеквадратическое отклонение от спектра фильтруемого изображения в заданном двумерном частотном интервале, а вне этого интервала имеет наименьшее отклонение от нуля. Суть метода сводится к преобразованию исходного изображения  $N \times M$ , представленного в виде матрицы значений яркости  $\Phi = \{f_{ik}\}$ ,  $i = 1, \dots, N$ ,  $k = 1, \dots, M$  матрицами свертки  $A = \{a_{in}\}$ ,  $i, n = 1, 2, \dots, N$ ,  $B = \{b_{km}\}$ ,  $k, m = 1, 2, \dots, M$  по  $x$  и  $y$ . Таким образом, матрица  $A$  имеет размерность  $N \times N$ , а матрица  $B$  – размерность  $M \times M$ . Каждая матрица отвечает за выделение частотной составляющей по осям  $x$  или  $y$ .

$$g(i, k) = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^M f_{ik} a_{in} b_{km}$$

или

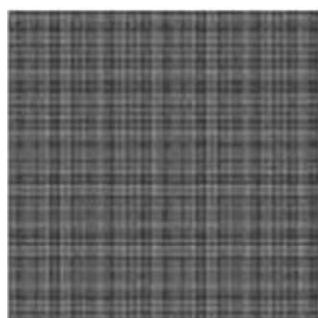
$$g = A^T \Phi B.$$

Коэффициенты матриц свертки имеют вид

$$a_{in} = \begin{cases} \frac{\sin(u_2(i-n)) - \sin(u_1(i-n))}{\pi(i-n)}, & i \neq n, \\ \frac{u_2 - u_1}{\pi}, & i = n \end{cases}$$

$$b_{km} = \begin{cases} \frac{\sin(v_2(k-m)) - \sin(v_1(k-m))}{\pi(k-m)}, & k \neq m, \\ \frac{v_2 - v_1}{\pi}, & k = m \end{cases}$$

В описании метода используется понятие «пространственной частоты», определяемое как количество колебаний яркости изображения на единице длины. При выполнении вычислений принято, что размеры изображения совпадают с единицей длины. Таким образом, задавая верхнюю и нижнюю границы «пространственной частоты» по осям



а)



б)

Рисунок 4. Исходное зашумленное изображение (а) и изображение после преобразования методом оптимальной фильтрации (б)



$x$  и  $y = (u_1, u_2)$  и  $(v_1, v_2)$  от 0 до  $\pi$ , задаются полосы фильтрации «пространственных частот», составляющих исходное изображение. Пример результата фильтрации зашумленного исходного изображения [3] приведен на рис. 4.

### Выводы

Описанные выше методы легко реализуемы на современных вычислительных платформах, архитектура которых может быть подобрана под конкретную решаемую задачу. Для обеспечения высокой производительности обработки видео высокого разрешения наилучшим образом подходят гетерогенные вычислители, обеспечивающие параллельно-конвейерную обработку данных на графических процессорах [4], что обеспечивает необходимую производительность системы для обработки больших массивов данных за счет распараллеливания вычислений между узлами системы, каждый из которых оптимизирован под конкретную решаемую задачу. Вычислительные

системы с использованием ПЛИС (FPGA), в том числе и большой емкости, позволяют реализовать различные методы обработки, используя одну общую элементную базу. Как было показано в [5], для задач, накладывающих жесткие требования к производительности в реальном времени, наилучшим образом подходят гетерогенные вычислительные системы, в состав которых входят вычислительные модули с ПЛИС большой емкости. Реализация алгоритмов обработки изображений на ПЛИС позволяет распараллелить и оптимизировать вычисления по кристаллу, снизить временные затраты на пересылку данных между модулями системы и реализовывать ресурсоемкие методы частотной фильтрации изображений. Как результат, скорость расчета может возрасти до 10 раз, по сравнению с алгоритмами, реализуемыми на гетерогенных вычислительных системах с использованием графических процессоров и тем более с использованием ресурсов только центрального процессора.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Иванов М.И., Сорокин С.А. Обработка изображений в системе технического зрения с использованием высокопроизводительных вычислительных платформ // Научные ведомости БелГУ. 2017. Вып. 2. С. 153–160.
2. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2006. 1072 с.
3. Жилияков Е.Г., Черноморец А.А. Оптимальная фильтрация изображений на основе частотных представлений БелГУ // Вопросы радиоэлектроники. 2008. № 1. С. 118–131.
4. Галаган П.В., Чуудинов С.М. Особенности обработки информации в гетерогенной высокопроизводительной вычислительной платформе // Вопросы радиоэлектроники. 2017. № 2 С. 22–29.
5. Чуудинов С.М., Сорокин А.П. Применение ПЛИС для организации параллельно-конвейерной обработки данных в гетерогенной вычислительной среде // Вопросы радиоэлектроники. 2017. № 9. С. 51–56.

### REFERENCES

1. Ivanov M.I., Sorokin S.A. Development and research of methods and algorithms cubpolosnoy interpolation and evaluation of derivative. *Nauchnye vedomosti BelGU*, 2017, iss. 2, pp. 153–160 (In Russian).
2. Gonzalez R., Woods R. *Tsifrovaya obrabotka izobrazhenii* [Digital Image Processing]. Moscow, Tekhnosfera Publ., 2006, 1072 p. (In Russian).
3. Zhilyakov E.G., Chernomorets A.A. Optimal image filtering based on frequency representations. *Voprosy radioelektroniki*, 2008, no. 1, pp. 118–131 (In Russian).
4. Galagan P.V., Chudinov S.M. Particularities of information processing in high-performance heterogeneous computing platform. *Voprosy radioelektroniki*, 2017, no. 2, pp. 22–29 (In Russian).
5. Chudinov S.M., Sorokin A.P. Application of FPGA for organization of parallel-conveyor data processing in the heterogeneous computing environment. *Voprosy radioelektroniki*, 2017, no. 9, pp. 51–56 (In Russian).

### ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ

**Сорокин Алексей Павлович**, аспирант, АО «Научно-исследовательский институт вычислительных комплексов им. М.А. Карцева», 117437, Москва, ул. Профсоюзная, д. 108, тел.: 8 (925) 193-52-23, e-mail: sorokin.a@fastwel.ru.

### AUTHOR

**Sorokin Aleksey**, postgraduate student, M.A. Kartsev Scientific and Research Institute of Computing Systems, 108, Profsoyuznaya ulitsa, Moscow, 117437, Russian Federation, tel.: +7 (925) 193-52-23, e-mail: sorokin.a@fastwel.ru.