

На правах рукописи

*Нагорнов*

НАГОРНОВ НИКОЛАЙ НИКОЛАЕВИЧ

МЕТОДЫ ПОВЫШЕНИЯ ПРОИЗВОДИТЕЛЬНОСТИ СИСТЕМ  
ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ЦИФРОВЫХ ФИЛЬТРОВ С  
ПОНИЖЕННОЙ РАЗРЯДНОСТЬЮ КОЭФФИЦИЕНТОВ

Специальность: 05.13.05 – Элементы и устройства вычислительной техники и  
систем управления

Автореферат диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Санкт-Петербург – 2020

Работа выполнена на кафедре математического моделирования Института математики и информационных технологий имени профессора Н.И. Червякова федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Северо-Кавказский федеральный университет» (ФГАОУ ВО СКФУ), и на кафедре автоматизации и процессов управления факультета компьютерных технологий и информатики федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)» (ФГАОУ ВО СПбГЭТУ «ЛЭТИ»).

**Научный руководитель:**

**Ляхов Павел Алексеевич**

кандидат физико-математических наук, доцент, заведующий кафедрой математического моделирования Института математики и информационных технологий имени профессора Н.И. Червякова ФГАОУ ВО СКФУ, г. Ставрополь.

**Официальные оппоненты:**

**Самойленко Дмитрий Владимирович**

доктор технических наук, заместитель начальника 21 кафедры 2 факультета федерального государственного казенного военного образовательного учреждения высшего образования «Краснодарское высшее военное орденов Жукова и Октябрьской Революции Краснознамённое училище имени генерала армии С.М. Штеменко», г. Краснодар.

**Исупов Константин Сергеевич**

кандидат технических наук, доцент кафедры электронных вычислительных машин федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Вятский государственный университет», г. Киров.

**Ведущая организация:**

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южный федеральный университет», г. Ростов-на-Дону/

Защита состоится 22 декабря 2020 г. в 15<sup>30</sup> часов на заседании диссертационного совета по защите докторских и кандидатских диссертаций Д 212.238.02 ФГАОУ ВО СПбГЭТУ «ЛЭТИ» по адресу: 197376, г. Санкт-Петербург, ул. Профессора Попова, д. 5.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГАОУ ВО СПбГЭТУ «ЛЭТИ» и на сайте университета [www.etu.ru](http://www.etu.ru).

Автореферат разослан 21 октября 2020 г.

Ученый секретарь  
диссертационного совета Д 212.238.02,  
к.т.н., профессор



(Н.М. Сафьянников)

### **Общая характеристика работы**

Актуальность работы. Объемы цифровой визуальной информации постоянно возрастают, что приводит к увеличению потребности в их обработке и передаче. В настоящее время разработка и развитие методов и средств цифровой обработки изображений (ЦОИ) является одной из самых активных областей научных исследований, направленных на улучшение качественных и эксплуатационных показателей систем ЦОИ: увеличение производительности, уменьшение ресурсных затрат, улучшение качества обработки изображений. Повышение разрешения и увеличение цветовой глубины изображений в современных системах ЦОИ приводят к необходимости модификации имеющихся и разработки новых эффективных и универсальных методов и алгоритмов для совершенствования существующих и создания новых высокопроизводительных систем ЦОИ, обеспечивающих ускорение научно-технического прогресса. Таким образом мы наблюдаем следующее противоречие в практической разработке и эксплуатации систем цифровой обработки информации: возрастающий объем цифровой визуальной информации с повышающимся разрешением и увеличивающейся цветовой глубиной при недостаточной производительности систем ЦОИ в условиях современных компьютерных технологий.

Для решения этой проблемы активно ведутся работы по созданию аппаратных ускорителей на основе технологии сверхбольших интегральных схем, таких как программируемые пользователем вентильные матрицы (FPGA). Современные FPGA содержат множество блоков цифровой обработки сигналов, используемых для повышения производительности вычислительных устройств, выполняющих обработку цифровых одномерных и многомерных сигналов. Существенным недостатком современных цифровых сигнальных процессоров, используемых на FPGA, являются жесткие ограничения по разрядностям обрабатываемых данных, превышение которых приводит к значительному снижению эффективности выполнения вычислительных операций на FPGA. В условиях высокого темпа роста количественных и качественных характеристик цифровой визуальной информации размерность данных играет важную роль при разработке систем обработки данных. Возникает необходимость в сокращении разрядности представления данных в памяти устройств вычислительной техники путем разработки научных основ и технических принципов создания новых систем ЦОИ. Одним из наиболее перспективных научных подходов к решению этой проблемы является теоретический анализ и экспериментальное исследование шума квантования фильтров ЦОИ для снижения размерности представления коэффициентов цифровых фильтров в памяти вычислительных устройств, эффективной с точки зрения вычислительной сложности и производительности, при высоком качестве обработки изображений элементами вычислительной техники.

Значительный вклад в развитие цифровых сигнальных процессоров, анализ шума квантования цифровых фильтров и вычисление эффективных разрядностей их представления в системах обработки изображений внесли

отечественные и зарубежные исследователи: А.Г. Остапенко, А.И. Солонина, Б.Д. Матюшкин, Л.М. Гольденберг, S.A. Dyer, B.G. Liptak, W.R. Bennett, M.D. Adams, M. Chehaitly, D.M.V. Larotta, S. Salamat, H.Y. Alzaq и другие.

В последние полвека при разработке микропроцессорных систем в большинстве случаев используется позиционная система счисления, унаследованная от процессоров ранних поколений. Приближение к пределу миниатюризации технологических процессов производства микроэлектронной техники требует изменения подходов к использованию систем счисления в цифровых системах, особенно для использования во встраиваемых проблемно-ориентированных устройствах. Среди различных альтернатив система остаточных классов (СОК) является одной из самых известных числовых систем, которая способна обеспечить параллельную реализацию арифметических операций. Значительный научный вклад в теорию модулярных вычислений и их приложений внесли отечественные и зарубежные исследователи: И.Я. Акушский, Д.И. Юдицкий, В.М. Амербаев, А.А. Коляда, Н.И. Червяков, О.А. Финько, N. Szabo, D. Svoboda, M. Valach, H.L. Garner, B. Parhami, A. Omondi, A. Premkumar, J. Ramires, L. Sousa и другие. СОК представляет собой прямую сумму конечных колец и оперирует с небольшими остатками вместо обработки чисел большой разрядности в позиционных системах счисления, что открывает возможности для высокоскоростной параллельной обработки данных на арифметико-логическом уровне. Таким образом организация модулярных вычислений в СОК также является перспективным методом повышения производительности систем ЦОИ.

Целью диссертационного исследования является повышение производительности систем обработки изображений на основе цифровых фильтров с пониженной разрядностью коэффициентов.

Объект исследования – системы обработки изображений.

Предмет исследования – свойства и принципы функционирования цифровых фильтров в системах обработки изображений.

Научная задача – разработка методов понижения разрядности коэффициентов цифровых фильтров в системах обработки изображений для повышения их производительности.

Для решения поставленной общей научной задачи произведена ее декомпозиция на ряд частных задач:

1. Разработка метода целочисленной фильтрации с использованием коэффициентов пониженной разрядности для высокопроизводительных систем обработки изображений.

2. Разработка метода вычисления минимальной разрядности фильтров одноуровневого дискретного вейвлет-преобразования, при использовании которой сохраняется высокое качество обработки изображений.

3. Разработка алгоритма квантования коэффициентов цифровых фильтров при прямом многоуровневом дискретном вейвлет-преобразовании для повышения производительности систем обработки изображений.

4. Разработка аппаратно-программной реализации сверточной нейронной сети для распознавания образов с использованием трехмерных цифровых фильтров и модулярных вычислений.

5. Разработка архитектур высокопроизводительных аппаратных устройств вейвлет-обработки трехмерных медицинских томографических изображений на основе цифровых фильтров с пониженной разрядностью и вычислений в системе остаточных классов.

Соответствие паспорту научной специальности. Область исследования соответствует паспорту специальности 05.13.05 Элементы и устройства вычислительной техники и систем управления по пунктам: 1 «Разработка научных основ создания и исследования общих свойств и принципов функционирования элементов, схем и устройств вычислительной техники и систем управления»; 3 «Разработка принципиально новых методов анализа и синтеза элементов и устройств вычислительной техники и систем управления с целью улучшения их технических характеристик».

Методы исследования. Для решения поставленных задач в работе использованы численные методы, методы высшей алгебры, теории вероятностей, теории цифровой фильтрации сигналов и изображений, математического моделирования, вейвлет-анализа, теории алгоритмов и теории модулярных вычислений.

Научная новизна:

1. Разработан метод цифровой фильтрации, отличающийся от известных использованием целочисленных коэффициентов пониженной разрядности, позволяющий создавать высокопроизводительные системы обработки изображений, работающие с числами в формате с фиксированной точкой.

2. Разработан метод вычисления минимальной разрядности вейвлетных коэффициентов для систем высококачественной обработки изображений, отличающийся от известных учетом влияния шума квантования коэффициентов фильтров на качество обработки изображений при одноуровневой вейвлет-фильтрации.

3. Разработан алгоритм квантования коэффициентов цифровых фильтров прямого многоуровневого дискретного вейвлет-преобразования, отличающийся от известных применением выведенных формул для расчета параметров квантования коэффициентов, позволяющий повысить производительность систем обработки изображений за счет сокращения размерности операндов.

4. Разработана аппаратно-программная реализация сверточной нейронной сети, отличающаяся от существующих использованием целочисленных коэффициентов фильтров и модулярных вычислений в сверточном слое сети, позволяющая повысить производительность устройств нейросетевой обработки визуальных данных на 69,99% при сохранении точности распознавания.

5. Разработаны архитектуры высокопроизводительных аппаратных устройств для FPGA, отличающиеся от существующих использованием



коэффициентов цифровых фильтров пониженной разрядности и параллельных вычислений в системе остаточных классов, позволяющие повысить производительность систем вейвлет-обработки трехмерных медицинских томографических изображений в 1,57-2,70 раз при сохранении высокого качества обработки.

Достоверность полученных результатов по снижению разрядности представления коэффициентов цифровых фильтров в памяти вычислительных устройств обеспечивается строгостью выполненного математического моделирования. Эффективность программного моделирования в среде Matlab и аппаратного моделирования в среде Xilinx Vivado подтверждается результатами обсуждения на международных научно-практических конференциях и внедрения разработок.

Моделирование и вычислительный эксперимент проведены с использованием программных пакетов: Matlab версий R2016a-R2019b с задействованием модулей Signal Processing Toolbox, Image Processing Toolbox, Computer Vision Toolbox, Deep Learning Toolbox, Wavelet Toolbox; Xilinx Vivado версий 2016.3-2019.2; Adobe Photoshop CS6. Для анализа трехмерных медицинских томографических изображений также использованы программы: Weasis Medical Viewer; OnDemand3D Dental; Planmeca Romexis Viewer; eFilm Lite.

Практическая ценность. Разработанные в рамках диссертационной работы методы, алгоритмы и программы использованы для повышения производительности устройств на основе анализа шума квантования цифровых фильтров при решении задачах цифровой обработки изображений в системах технического зрения. Предложенные методы квантования коэффициентов двумерных и трехмерных линейных пространственных и вейвлет-фильтров успешно применяются при решении задач шумоподавления и сжатия изображений в приложениях для мобильных устройств. Разработанная сверточная нейронная сеть использована для распознавания образов в системах видеонаблюдения и управления процессами. Разработанные архитектуры аппаратных устройств вейвлет-обработки изображений использованы для анализа медицинских визуальных данных в высокопроизводительных системах моделирования объектов.

Положения, выносимые на защиту:

1. Метод целочисленной фильтрации с использованием коэффициентов пониженной разрядности, позволяющий создавать высокопроизводительные системы обработки изображений, работающие с числами в формате с фиксированной точкой.

2. Метод вычисления минимальной разрядности вейвлетных коэффициентов для систем высококачественной обработки изображений, учитывающий влияние шума квантования коэффициентов фильтров при одноуровневой вейвлет-фильтрации на современных устройствах вычислительной техники.

3. Алгоритм квантования коэффициентов цифровых фильтров прямого многоуровневого дискретного вейвлет-преобразования, повышающий

производительность систем обработки изображений за счет сокращения размерности операндов.

4. Аппаратно-программная реализация сверточной нейронной сети, повышающая производительность устройств нейросетевой обработки данных, в которой аппаратная часть с использованием квантованных коэффициентов фильтров сверточного слоя и модулярных вычислений реализована на Xilinx FPGA, а программная часть реализована в среде Matlab.

5. Архитектуры высокопроизводительных аппаратных устройств на языке VHDL в среде Xilinx Vivado для FPGA с использованием коэффициентов цифровых фильтров пониженной разрядности и параллельных вычислений в системе остаточных классов, повышающие производительность систем вейвлет-обработки трехмерных медицинских томографических изображений.

Внедрение. Результаты диссертационного исследования использованы в проектах ООО «Онлайн патент» (Акт от 22.04.2020), при выполнении научно-исследовательских работ в базовой части государственного задания СКФУ № 2.6035.2017/БЧ проекта «Разработка математических моделей и методов снижения энергопотребления в системах мобильной связи на основе системы остаточных классов», проекта РФФИ № 19-07-00130 А «Экономичные средства интеллектуального анализа визуальной информации на основе сверточных нейронных сетей» и проекта РНФ № 19-19-00566 «Перспективные аппаратные средства с повышенной помехозащищенностью для задач обработки данных и моделирования динамических систем на основе векторных вычислителей».

Апробация работы. Основные результаты работы представлены на Международной конференции «2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering» (г. Санкт-Петербург, 2019 г.), 8-ой Международной конференции «Mediterranean Conference on Embedded Computing» (г. Будва, Черногория, 2019 г.), 6-ой Международной конференции «Engineering and Telecommunication» (г. Москва, 2019 г.), Международной конференции «2020 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering» (г. Санкт-Петербург, 2020 г.), 9-ой Международной конференции «Mediterranean Conference on Embedded Computing» (г. Будва, Черногория, 2020 г.).

Публикации по теме диссертации. Основные результаты исследования отражены в 21 работе, среди которых 3 статьи в научных изданиях, входящих в перечень ВАК при Министерстве науки и высшего образования РФ, а также 10 статей, входящих в систему индексирования научных работ Scopus и 7 – Web of Science. Получены 4 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ.

Личный вклад соискателя. Проведенный анализ шума квантования одномерных, двумерных и трехмерных линейных пространственных цифровых фильтров обработки изображений. Выведенные формулы, отражающие зависимость качества обработки изображений от используемых фильтров, количества коэффициентов этих фильтров и точности их

квантования, глубины цветовых каналов изображений. Выведенные формулы расчета степеней масштабирования коэффициентов фильтров и их минимальных разрядностей для программной и аппаратной реализации с вычислениями в формате с фиксированной точкой, при использовании которых обработанные изображения достигают высокого качества. Проведенное моделирование трехмерных медицинских томографических изображений с различной цветовой глубиной, по результатам которого установлена связь между значениями яркости вокселей и качеством обработки.

Структура диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, 4-х глав, заключения, списка литературных источников и приложений. Содержит 62 рисунка, 35 таблиц и 4 приложения. Список использованной литературы содержит 115 источников.

### **Основное содержание работы**

Во введении обоснована актуальность темы диссертации, сформулированы цель и задачи работы, выбраны объект и предмет исследования, показаны научная новизна, практическая ценность полученных результатов, приведены основные положения, выносимые на защиту.

Первая глава посвящена анализу задач цифровой обработки изображений (ЦОИ), а также методов и средств, направленных на их решение. Выявлено, что ключевой операцией, применяемой при решении большинства задач, является цифровая фильтрация изображений. Свойства используемого фильтра зависят от конкретной решаемой задачи и характеристик обрабатываемых изображений. Теоретический анализ математических моделей цифровой фильтрации показал, что основным инструментом, используемым для обработки одномерных и многомерных сигналов, является преобразование Фурье, имеющее существенные недостатки, поиск путей преодоления которых привел к возникновению нового направления в современной математике – вейвлет-анализа.

Рассмотрены наиболее распространенные подходы к реализации цифровых фильтров обработки изображений, осуществляющие одномерную, двумерную и трехмерную свертку, и применяемые в основном для шумоподавления и сжатия изображений, а также для распознавания образов. Проведен анализ производительности устройств цифровой фильтрации изображений, в результате которого установлено, что современные системы ЦОИ не удовлетворяют существующей потребности в работе приложений в режиме реального времени. Ведутся работы по созданию проблемно-ориентированных аппаратных ускорителей, осуществляющих высокопроизводительную цифровую фильтрацию изображений и позволяющих обрабатывать большие объемы визуальных данных в режиме реального времени. Существенным недостатком разрабатываемых ускорителей являются жесткие ограничения по разрядностям чисел, превышение которых приводит к значительному снижению эффективности выполнения вычислительных операций различными элементами



вычислительной техники. Снижение размерности данных, в частности уменьшение точности представления коэффициентов цифровых фильтров обработки изображений, позволяет существенно повысить производительность систем цифровой обработки изображений. Скорость цифровой фильтрации, осуществляемой преимущественно с использованием операций сложения и умножения, может быть значительно увеличена при параллельной организации вычислений в системе остаточных классов.

Во второй главе проведен теоретический анализ максимальной погрешности трехмерной линейной пространственной фильтрации изображений, в котором свертка выполняется с шагом, соответствующим размеру фильтра. Выявлена зависимость между точностью квантования коэффициентов  $f_{i,j,c}$  трехмерных линейных пространственных фильтров и качеством обработки изображений, позволяющая минимизировать влияние шума квантования цифровых фильтров на качество обработки изображений. По представленным далее формулам рассчитываются абсолютные погрешности (АП)  $E_{1,+}$  и  $E_{1,-}$  квантования положительных и отрицательных коэффициентов фильтра  $F$  размера  $k_1 \times k_2 \times k_3$  соответственно.

$$E_{1,+} = \sum_{f_{i,j,c} > 0} (\lceil 2^n f_{i,j,c} \rceil - 2^n f_{i,j,c}), \quad E_{1,-} = \sum_{f_{i,j,c} < 0} (\lceil 2^n f_{i,j,c} \rceil - 2^n f_{i,j,c}). \quad (1)$$

В этом случае АП округления коэффициентов фильтра  $E_1$  определяется по формуле

$$E_1 = \max \{E_{1,+}, E_{1,-}\}. \quad (2)$$

АП  $E_1$ , рассчитываемая по формуле (2), используется при известных значениях коэффициентов используемого фильтра. Если конкретные значения неизвестны, то рассчитывается предельная АП (ПАП) квантования коэффициентов фильтра  $E_2$  формуле

$$E_2 < k_1 k_2 k_3.$$

При этом ПАП результатов свертки  $E_3$  рассчитывается по формуле

$$E_3 = E_2 \cdot M < k_1 k_2 k_3 \cdot M = M k_1 k_2 k_3.$$

В этом случае ПАП масштабированных результатов свертки  $E_4$  определяется следующим образом

$$E_4 = \frac{E_3}{2^n} < \frac{M k_1 k_2 k_3}{2^n} = 2^{-n} M k_1 k_2 k_3. \quad (3)$$

Далее рассчитаем ПАП округления масштабированных результатов свертки  $E_5$ .

$$E_5 = E_4 + \lambda - \lfloor E_4 + \lambda \rfloor, \quad \lambda \in [0,1). \quad (4)$$

Точное значение в большинстве случаев не будет целым числом. Если  $E_4 = 0$ , то  $E_5$  – неустранимая погрешность вычислений, определяемая по формуле (4).

ПАП округленных к меньшему масштабированных результатов свертки  $E_6$  рассчитывается по формуле

$$E_6 = |E_4 - E_5|. \quad (5)$$

Выразим в формуле (5)  $E_5$  через  $E_4$  и  $\lambda$ .

$$E_6 = |E_4 - (E_4 + \lambda - \lfloor E_4 + \lambda \rfloor)| = |\lfloor E_4 + \lambda \rfloor - \lambda|. \quad (6)$$

Рассмотрим два случая.

1.  $\lfloor E_4 + \lambda \rfloor - \lambda > 0 \Rightarrow \lfloor E_4 + \lambda \rfloor \geq 1$ . Чем больше  $\lfloor E_4 + \lambda \rfloor$ , тем больше  $E_6$ . Тогда  $\lfloor E_4 + \lambda \rfloor = \lfloor E_4 \rfloor + 1$  и  $\lambda = \lfloor E_4 \rfloor + 1 - E_4$ . В этом случае (6) примет вид

$$E_6 = \lfloor E_4 + \lfloor E_4 \rfloor + 1 - E_4 \rfloor - (\lfloor E_4 \rfloor + 1 - E_4) = E_4. \quad (7)$$

2.  $\lfloor E_4 + \lambda \rfloor - \lambda \leq 0 \Rightarrow \lfloor E_4 + \lambda \rfloor \leq \lambda \Rightarrow \lfloor E_4 + \lambda \rfloor = 0 \Rightarrow E_6 = |0 - \lambda| = \lambda$ . Чем больше  $\lambda$ , тем больше  $E_6$ . Тогда  $\lfloor E_4 + \lambda \rfloor = 0 \Rightarrow E_4 + \lambda = 1 - \varepsilon \Rightarrow \lambda = 1 - \varepsilon - E_4$ , где  $\varepsilon$  – машинный ноль. В этом случае используем АП масштабированных результатов свертки  $E_7$  вместо ПАП  $E_4$ , и примем её равной нулю. Тогда

$$E_6 = |\lfloor 0 + 1 - \varepsilon \rfloor - (1 - \varepsilon)| = 1 - \varepsilon. \quad (8)$$

В силу того, что расчеты направлены на вычисление максимальной погрешности, то формулу (7) целесообразно использовать, когда  $E_4 \geq 1 > 1 - \varepsilon$ . Определим значение  $E_6$ , используя формулы (7) и (8):

$$E_6 = \begin{cases} E_4, & E_4 \geq 1, \\ 1 - \varepsilon, & E_4 < 1. \end{cases} \quad (9)$$

Перепишем формулу (9), используя выражение (3).

$$E_6 < \begin{cases} 2^{-n} M k_1 k_2 k_3, & 2^{-n} M k_1 k_2 k_3 > 1, \\ 1, & 2^{-n} M k_1 k_2 k_3 \leq 1; \end{cases} \quad (10)$$

Качество обработки изображений в данном случае рассчитывается следующим образом

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{M^2}{E_6^2} \right) = 20 \log_{10} \left( \frac{M}{E_6} \right), \quad (11)$$

где:  $M$  – максимальное значение яркости цветочных каналов изображения. Распишем и преобразуем формулу (11), используя выражение (10).

$$PSNR > \begin{cases} 20 \log_{10} \left( \frac{2^n}{k_1 k_2 k_3} \right), & 2^n < M k_1 k_2 k_3, \\ 20 \log_{10} M, & 2^n \geq M k_1 k_2 k_3. \end{cases} \quad (12)$$

Используя выведенную формулу (12), мы можем вычислить наихудшее качество фильтрации изображения, обработанного фильтром  $F$  размера  $k_1 \times k_2 \times k_3$  с произвольными коэффициентами. Разрядность коэффициентов  $f_{i,j,c}$  после преобразования рассчитывается по формуле  $r = n + 1$ .

Разработан метод целочисленной фильтрации с квантованными коэффициентами, использующий различные операции округления для упрощения и ускорения их выполнения. Скорость фильтрации, выполняемой путем свертки изображения с цифровым фильтром, может быть повышена путем сокращения разрядности представления данных в памяти устройств и параллельной организации вычислений в модулярном коде при аппаратной реализации на современных вычислительных устройствах, все данные в которых представляются в дополнительном коде и в формате с фиксированной точкой. Для приведения коэффициентов  $f_{i,j,h}$  трехмерного фильтра  $F$  обработки изображений к целому виду квантуем их следующим образом: умножим на  $2^n$  ( $n$  – степень масштабирования) и округлим к большему

$$f_{i,j,h}^* = \lceil 2^n f_{i,j,h} \rceil. \quad (13)$$

В этом случае обработка изображения  $I_1(x, y, z)$ , где  $0 \leq x \leq X - 1$ ,  $0 \leq y \leq Y - 1$  и  $0 \leq z \leq Z - 1$  – пространственные координаты  $I_1$ , с фильтром  $F^*$  размера  $(2k + 1) \times (2k + 1) \times (2k + 1)$ , состоящим из квантованных по формуле (13) коэффициентов  $f_{i,j,h}^*$ , представима в виде

$$I_2^*(x, y, z) = \sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k \sum_{h=-k}^k I_1(x - i, y - j, z - h) \cdot f_{i,j,h}^*. \quad (14)$$

Для получения значений яркости вокселей обработанного изображения  $I_2(x, y, z)$  результат вычислений по формуле (14) преобразуется делением на  $2^n$  и округлением к меньшему

$$I_2(x, y, z) = \left\lfloor \frac{I_2^*(x, y, z)}{2^n} \right\rfloor.$$

Степень масштабирования  $n$ . и разрядность  $r$  коэффициентов линейных пространственных фильтров, эффективные с точки зрения вычислительной сложности устройств цифровой фильтрации изображений, могут быть вычислены по выведенным формулам. При больших размерностях операндов эффективность вычислений также может быть повышена путем параллельной организации вычислений. Таким образом разработанный метод реализации цифровых фильтров для обработки изображений с целочисленными вычислениями является эффективным по ресурсозатратам.

В третьей главе разработан метод вычисления минимальной разрядности коэффициентов для одноуровневого дискретного вейвлет-преобразования (ДВП) двумерных изображений при сохранении высокого качества обработки, согласно которому исходные коэффициенты вейвлет-фильтров квантуются по формуле

$$f_{F,i}^* = \lceil 2^n f_{F,i} \rceil. \quad (16)$$

Свертка изображения  $I(x, y)$  с вейвлет-фильтрами осуществляется по формулам

$$I'(x, y) = \sum_{i=1}^k I(x-i, y) \cdot f_{F,i}^*, \quad I''(x, y) = \sum_{i=1}^k I'(x, y-i) \cdot f_{F,i}^*.$$

Округление после масштабирования значений пикселей восстановленного изображения  $I^*(x, y)$  выполняется по формуле

$$\tilde{I}(x, y) = \left\lfloor \frac{I^*(x, y)}{2^{4n}} \right\rfloor.$$

Далее представлены результаты анализа шума квантования коэффициентов одномерных вейвлетных фильтров.

*Этап 1. Квантование коэффициентов.* Рассчитаем значения сумм  $S_F$  и  $S_{F,\varepsilon}$  коэффициентов фильтров  $L$  и  $H$ , погрешности  $E_{1,F}$  и  $E_{1,F,\varepsilon}$  их округления.

$$S_L = \sum_{i=1}^k 2^n f_{L,i} = 2^n \sum_{i=1}^k f_{L,i} = 2^n \cdot \sqrt{2} = 2^{n+\frac{1}{2}}, \quad S_H = \sum_{i=1}^k 2^n f_{H,i} = 2^n \sum_{i=1}^k f_{H,i} = 2^n \cdot 0 = 0,$$

$$S_{L,1} = \sum_{i=1}^{\frac{k}{2}} 2^n f_{L,2(i-1)}, \quad S_{L,2} = \sum_{i=1}^{\frac{k}{2}} 2^n f_{L,2i-1}, \quad S_{H,1} = \sum_{i=1}^{\frac{k}{2}} 2^n f_{H,2(i-1)}, \quad S_{H,2} = \sum_{i=1}^{\frac{k}{2}} 2^n f_{H,2i-1},$$

$$E_{1,L} = \sum_{i=1}^k (\lceil 2^n f_{L,i} \rceil - 2^n f_{L,i}), \quad E_{1,H} = \sum_{i=1}^k (\lceil 2^n f_{H,i} \rceil - 2^n f_{H,i}),$$

$$E_{1,L,1} = \sum_{i=1}^{\frac{k}{2}} (\lceil 2^n f_{L,2(i-1)} \rceil - 2^n f_{L,2(i-1)}), \quad E_{1,L,2} = \sum_{i=1}^{\frac{k}{2}} (\lceil 2^n f_{L,2i-1} \rceil - 2^n f_{L,2i-1}),$$

$$E_{1,H,1} = \sum_{i=1}^{\frac{k}{2}} (\lceil 2^n f_{H,2(i-1)} \rceil - 2^n f_{H,2(i-1)}), \quad E_{1,H,2} = \sum_{i=1}^{\frac{k}{2}} (\lceil 2^n f_{H,2i-1} \rceil - 2^n f_{H,2i-1}).$$

*Этап 2. Анализ строк.* Рассчитаем значения  $T_{2,F}$  и погрешности  $E_{2,F}$  обработки изображения вейвлет-фильтрами по строкам.

$$T_{2,L} = S_L \cdot M, \quad E_{2,L} = E_{1,L} \cdot M, \quad E_{2,H} = E_{1,H} \cdot M.$$

*Этап 3. Анализ столбцов.* Рассчитаем значения  $T_{3,F}$  и погрешности  $E_{3,F}$  обработки изображения вейвлет-фильтрами по столбцам.

$$T_{3,LL} = T_{2,L} \cdot S_L, \quad E_{3,LL} = (T_{2,L} + E_{2,L})(S_L + E_{1,L}) - T_{3,LL},$$

$$E_{3,LH} = (T_{2,L} + E_{2,L})E_{1,H}, \quad E_{3,HL} = E_{2,H}(S_L + E_{1,L}), \quad E_{3,HH} = E_{2,H}E_{1,H}.$$

*Этап 4. Синтез столбцов.* Рассчитаем значения  $T_{4,F,\varepsilon}$  и погрешности  $E_{4,F,\varepsilon}$  обработки изображения вейвлет-фильтрами по столбцам, где  $\varepsilon = 1, 2$ .

$$T_{4,LLL,\varepsilon} = T_{3,LL} \cdot S_{L,\varepsilon}, \quad E_{4,LLL,\varepsilon} = (T_{3,LL} + E_{3,LL})(S_{L,\varepsilon} + E_{1,L,\varepsilon}) - T_{4,LLL,\varepsilon},$$

$$E_{4,LHH,\varepsilon} = E_{3,LH}(S_{H,\varepsilon} + E_{1,H,\varepsilon}), \quad E_{4,HLL,\varepsilon} = E_{3,HL}(S_{L,\varepsilon} + E_{1,L,\varepsilon}),$$

$$E_{4,HHH,\varepsilon} = E_{3,HH}(S_{H,\varepsilon} + E_{1,H,\varepsilon}).$$

*Этап 5. Суммирование по столбцам.* Рассчитаем погрешности  $E_{5,F,\varepsilon}$  сумм  $E_{4,F,\varepsilon}$ , где  $\varepsilon = 1, 2$ .

$$E_{5,L,\varepsilon} = E_{4,LLL,\varepsilon} + E_{4,LHH,\varepsilon}, \quad E_{5,H,\varepsilon} = E_{4,HLL,\varepsilon} + E_{4,HHH,\varepsilon}.$$

*Этап 6. Синтез строк.* Рассчитаем значения  $T_{6,F,\varepsilon}$  и погрешности  $E_{6,F,\varepsilon}$  обработки изображения вейвлет-фильтрами по строкам.

$$\begin{aligned} T_{6,L,1} &= T_{4,LLL,1} \cdot S_{L,1}, \quad T_{6,L,2} = T_{4,LLL,2} \cdot S_{L,1}, \quad T_{6,L,3} = T_{4,LLL,1} \cdot S_{L,2}, \quad T_{6,L,4} = T_{4,LLL,2} \cdot S_{L,2}, \\ E_{6,L,1} &= (T_{4,LLL,1} + E_{5,L,1})(S_{L,1} + E_{1,L,1}) - T_{6,L,1}, \quad E_{6,L,2} = (T_{4,LLL,2} + E_{5,L,2})(S_{L,1} + E_{1,L,1}) - T_{6,L,2}, \\ E_{6,L,3} &= (T_{4,LLL,1} + E_{5,L,1})(S_{L,2} + E_{1,L,2}) - T_{6,L,3}, \\ E_{6,L,4} &= (T_{4,LLL,2} + E_{5,L,2})(S_{L,2} + E_{1,L,2}) - T_{6,L,4}, \quad E_{6,H,1} = E_{5,H,1}(S_{H,1} + E_{1,H,1}), \\ E_{6,H,2} &= E_{5,H,2}(S_{H,1} + E_{1,H,1}), \quad E_{6,H,3} = E_{5,H,1}(S_{H,2} + E_{1,H,2}), \quad E_{6,H,4} = E_{5,H,2}(S_{H,2} + E_{1,H,2}). \end{aligned}$$

*Этап 7. Суммирование по строкам.* Рассчитаем погрешности  $E_{7,\varepsilon}$  сумм  $E_{6,F,\varepsilon}$ , где  $\varepsilon = 1, 2, 3, 4$ .

$$E_{7,\varepsilon} = E_{6,L,\varepsilon} + E_{6,H,\varepsilon}.$$

*Этап 8. Масштабирование результатов обработки.* Рассчитаем погрешности  $E_{8,\varepsilon}$  деления  $E_{7,\varepsilon}$  на  $2^{4n}$ , где  $\varepsilon = 1, 2, 3, 4$ .

$$E_{8,\varepsilon} = \frac{E_{7,\varepsilon}}{2^{4n}}.$$

*Этап 9. Округление масштабированных значений.* Рассчитаем погрешности  $E_{9,\varepsilon}$  округления вниз  $E_{8,\varepsilon}$ , где  $\varepsilon = 1, 2, 3, 4$ .

$$E_{9,\varepsilon} = \lfloor E_{8,\varepsilon} \rfloor.$$

Качество обработки изображений рассчитывается согласно формуле

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( 4M^2 / \sum_{\varepsilon=1}^4 E_{9,\varepsilon}^2 \right), \quad \text{где } MSE = \frac{1}{4} \sum_{\varepsilon=1}^4 E_{9,\varepsilon}^2. \quad (17)$$

Формула (17) позволяет вычислить наихудшее качество изображения, обработанного одномерными вейвлет-фильтрами с количеством коэффициентов  $k$ , масштабированных на  $2^n$ .

Предложен алгоритм квантования коэффициентов цифровых фильтров при многоуровневом прямом ДВП изображений для реализации на высокопроизводительных микроэлектронных устройствах, схема которого представлена на рисунке 1.

На вход алгоритма поступают исходные коэффициенты  $f_{F,i}$  вейвлет-фильтра  $F$ , их количество  $k$ , число уровней  $t$  преобразования изображения, максимальное значение яркости изображения  $M$  и критерий качества обработки  $K$ , который может представлять собой численный интервал значений характеристики  $PSNR$ , например, от 40 до 45 дБ. В таком случае по известным  $k$  и  $t$  по формуле

$$n = 10 + \left\lfloor \sqrt{\frac{k}{3} - \frac{2}{5}} + \frac{m-1}{2} \right\rfloor$$

происходит вычисление значение степени масштабирования  $n$ , которое может быть избыточным. Используя полученное значение рассчитаем погрешность  $E_1$  квантования коэффициентов  $f_{F,i}$  по формуле

$$\begin{aligned} E_1 &= \sum_{i=0}^{k-1} (f_{F,i}^* - 2^n f_{F,i}) = \\ &= \sum_{i=0}^{k-1} (\lceil 2^n f_{F,i} \rceil - 2^n f_{F,i}), \end{aligned}$$

что позволит вычислить минимально возможное значение  $PSNR$  по формуле

$$PSNR = \begin{cases} -20 \log_{10} P, & MP \geq 1, \\ 20 \log_{10} M, & MP < 1, \end{cases}$$

где  $P = \sum_{j=1}^{2m} C_{2m}^j \left(\frac{E_1}{2^n}\right)^j$ . Если полученное

значение удовлетворяет критерию  $K$ , то квантуем коэффициенты  $f_{F,i}$  по формуле (16) и определим их разрядность  $r$  для эффективной аппаратной реализации по формулам

$$r_{F,i} = \left\lceil \log_2 (|f_{F,i}^*| + 1) \right\rceil + 1, \quad r = \max_{1 \leq i \leq k} \{r_{F,i}\}.$$

Иначе полученное в ходе выполнения алгоритма значение степени масштабирования  $n$  является избыточным и уменьшается на единицу, после чего расчет погрешности квантования коэффициентов  $f_{F,i}$  и все последующие шаги выполняются заново. На выходе алгоритма получим квантованные коэффициенты  $f_{F,i}^*$  и их разрядность  $r$ .

Четвертая глава посвящена программной и аппаратной реализации на современных вычислительных устройствах (FPGA) разработанных методов и алгоритмов цифровой фильтрации с использованием: результатов анализа шума квантования цифровых фильтров; коэффициентов фильтров с пониженной разрядностью; параллельных модулярных вычислений для обработки изображений. Реализована разработанная сверточная нейронная сеть (СНС), схема которой показана на рисунке 2, использующая коэффициенты фильтров сверточного слоя с пониженной разрядностью и параллельные вычисления в СОК и двоичной системе счисления (ДСС) для распознавания образов.

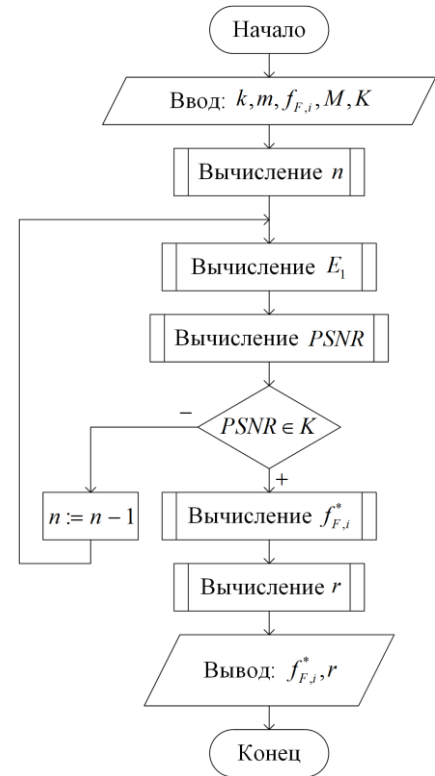


Рисунок 1 – Блок-схема алгоритма квантования коэффициентов  $f_{F,i}^*$  вейвлет-фильтров и их разрядности  $r$  для высококачественной обработки изображений



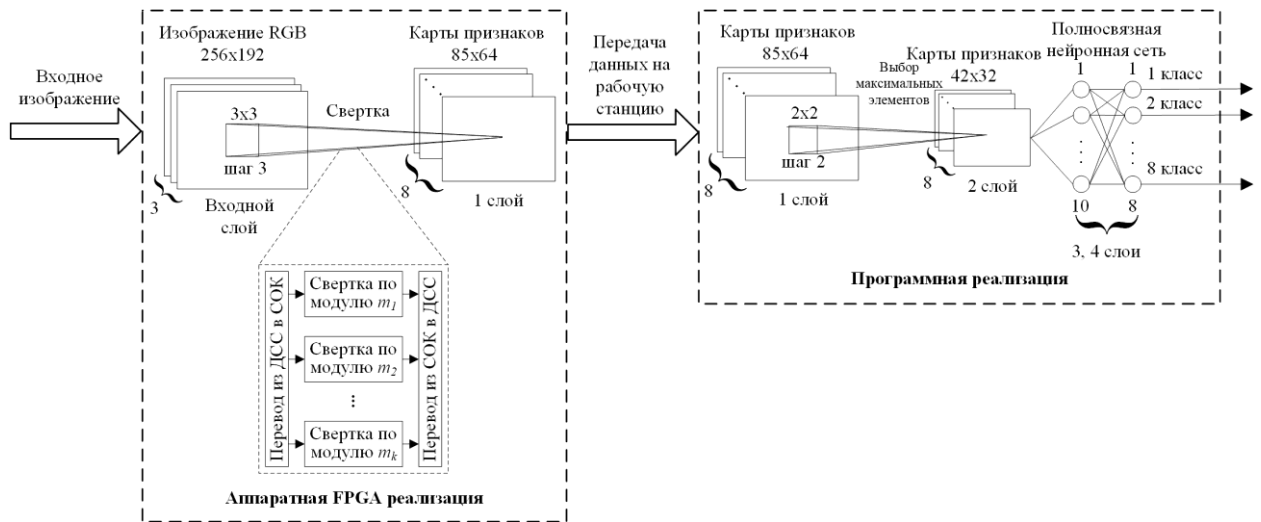


Рисунок 2 – Разработанная архитектура сверточной нейронной сети для распознавания образов с использованием квантованных коэффициентов и параллельных вычислений в системе остаточных классов

Согласно результатам функционирования нейросетевого устройства, представленным в таблице 1, разработанная аппаратно-программная архитектура позволяет достичь сокращения задержки при распознавании изображений на 41,17%, то есть повышения производительности нейросетевого устройства на 69,99% по сравнению с использованием ДСС.

Таблица 1 – Среднее время распознавания изображения разработанной сверточной нейронной сетью с использованием квантованных коэффициентов и параллельных вычислений в системе остаточных классов и ее производительность для разных методов

Архитектура	Компоненты системы	Время, с	Производительность, изобр./с
Известный метод реализации	Слой свертки	0,038000	<b>10,869565</b>
	Остальные слои СНС	0,054000	
	Общее время реализации	<b>0,092000</b>	
Предложенный метод реализации	Передача изображения на ускоритель FPGA	0,000015	<b>18,476775</b>
	Слой свертки	0,000089	
	Передача результата на «рабочую станцию»	0,000018	
	Остальные слои СНС	0,054000	
	Общее время реализации	<b>0,054122</b>	

Разработаны архитектуры высокопроизводительных аппаратных устройств вейвлет-обработки изображений с использованием коэффициентов фильтров пониженной разрядности и параллельных вычислений в СОК, результаты работы которых представлены в таблице 2. Параллельная организация вычислений позволяет повысить производительность

(количество обрабатываемых вокселей в секунду) устройств вейвлет-обработки трехмерных медицинских томографических изображений в 1,57-2,70 раз. Но при этом аппаратные затраты возрастают в 3,11-4,13 раз, а энергозатраты – в 5,81-7,20 раз при сохранении высокого качества обработки.

Таблица 2 – Результаты функционирования разработанных архитектур, осуществляющих вейвлет-обработку трехмерных томографических изображений с различными значениями разрядности  $r$  коэффициентов фильтров в системе остаточных классов и в двоичной системе счисления

$r$ , бит	Производительность, Мвокс/с		Занятые LUTs		Мощность, мВт	
	СОК	ДСС	СОК	ДСС	СОК	ДСС
10	216,732	80,199	4860	1178	785,888	133,924
11	208,986	82,488	4820	1250	825,733	142,047
12	182,282	72,417	5715	1465	907,982	147,670
13	114,626	73,201	5761	1501	1029,448	149,149
16	155,063	66,631	6654	1760	1219,301	169,413
32	103,359	58,133	12731	4094	2158,372	349,429

### Основные результаты и выводы по работе

1. Выявлена зависимость между точностью квантования коэффициентов трехмерных линейных пространственных фильтров для получения карт признаков в сверточном слое искусственной нейронной сети и качеством нейросетевой обработки цифровых изображений. Выведены формулы для расчета эффективной по вычислительной сложности разрядности коэффициентов фильтров, при использовании которой сохраняется высокое качество обработки изображений.

2. Разработан метод целочисленной линейной пространственной фильтрации с квантованными коэффициентами, использующий операции округления к большему и к меньшему для минимизации влияния шума квантования на качество обработки изображений. Выведенные формулы для вычисления пониженной разрядности коэффициентов фильтров гарантируют высокое качество обработки изображений.

3. Разработан метод вычисления минимальной разрядности коэффициентов для одноуровневого дискретного вейвлет-преобразования двумерных и трехмерных изображений при сохранении высокого качества обработки. Разработана методика оценки качества обработки изображений в зависимости от их цветовой глубины, точности квантования и количества коэффициентов фильтров.

4. Разработан алгоритм квантования коэффициентов при многоуровневом прямом дискретном вейвлет-преобразовании двумерных изображений для эффективной аппаратной реализации на современных высокопроизводительных микроэлектронных устройствах. Выведены формулы для расчета эффективной по вычислительной сложности

разрядности коэффициентов вейвлетных фильтров, использование которых позволит минимизировать аппаратные и энергетические затраты на реализацию вейвлет-фильтрации изображений, при сохранении высокого качества обработки.

5. Разработана и обучена сверточная нейронная сеть для распознавания образов на изображениях с использованием квантованных коэффициентов сверточного слоя и вычислений в системе остаточных классов. Проведена аппаратно-программная реализация сверточного слоя сети, результаты которой показали, что предложенный подход снижает задержку устройства при распознавании изображения на 41,17%, тем самым повышая производительность нейросетевой обработки данных на 69,99%.

6. Проведено аппаратное моделирование дискретного вейвлет-преобразования с квантованными коэффициентами для трехмерной медицинской визуализации. Использование разрядностей квантования коэффициентов вейвлет-фильтров в соответствии с выведенными формулами позволяет повысить производительность до 20,37%, сократить аппаратные ресурсы до 33,07% и энергетические ресурсы до 20,95% при аппаратном проектировании современных микроэлектронных устройств медицинской визуализации по сравнению с известными методами при сохранении высокого качества обработки.

7. Разработаны архитектуры высокопроизводительных аппаратных устройств FPGA, осуществляющих вейвлет-обработку трехмерных томографических изображений с использованием коэффициентов вейвлет-фильтров с пониженной разрядностью и параллельных вычислений в системе остаточных классов. Предложенный подход позволяет повысить производительность устройств вейвлет-обработки трехмерных медицинских томографических изображений в 1,57-2,70 раз. Но при этом аппаратные затраты возрастают в 3,11-4,13 раз, а энергозатраты – в 5,81-7,20 раз при сохранении высокого качества обработки.

### **Основные публикации по теме диссертации**

#### ***В рецензируемых научных изданиях, рекомендованных ВАК при Министерстве науки и высшего образования РФ:***

1. Червяков, Н.И. Анализ шума квантования фильтров многоуровневого дискретного вейвлет-преобразования изображений / Н.И. Червяков, П.А. Ляхов, Н.Н. Нагорнов // Автометрия. – 2018. – Т. 54. – № 6. – С. 96-106.

2. Нагорнов, Н.Н. Исследование шума квантования фильтров дискретного вейвлет-преобразования для обработки трехмерных изображений в медицине / Н.Н. Нагорнов, П.А. Ляхов, Н.И. Червяков // Информационные технологии. – 2019. – Т. 25. – № 7. – С. 415-425.

3. Червяков, Н.И. Аппаратная реализация сверточной нейронной сети с использованием вычислений в системе остаточных классов / Н.И. Червяков, П.А. Ляхов, Н.Н. Нагорнов [и др.] // Компьютерная оптика. – 2019. – Т. 43. – № 5. – С. 857-868.

***В изданиях, индексируемых Web of Science и Scopus:***

4. Chervyakov, N.I. Analysis of the Quantization Noise in Discrete Wavelet Transform Filters for Image Processing / N.I. Chervyakov, P.A. Lyakhov, N.N. Nagornov [et al.] // *Electronics*. – 2018. – Vol. 7. – No. 135.
5. Chervyakov, N.I. Quantization Noise of Multilevel Discrete Wavelet-Transform Filters in Image Processing / N.I. Chervyakov, P.A. Lyakhov, N.N. Nagornov // *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*. – 2018. – Vol. 54. – No. 6. – P. 1-9.
6. Lyakhov, P.A. Low-Bit Hardware Implementation of DWT for 3D Medical Images Processing / P.A. Lyakhov, M.V. Valueva, N.N. Nagornov [et al.] // *Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering: Proceedings of the 2020 IEEE Conference (EICoN Rus)*. – Saint Petersburg: IEEE, 2020. – P. 1396-1399.
7. Chervyakov, N.I. Analysis of the Quantization Noise in Discrete Wavelet Transform Filters for 3D Medical Imaging / N.I. Chervyakov, P.A. Lyakhov, N.N. Nagornov // *Applied Sciences*. – 2020. – Vol. 10. – No. 1223.
8. Valueva, M.V. Application of the Residue Number System to Reduce Hardware Costs of the Convolutional Neural Network Implementation / M.V. Valueva, N.N. Nagornov, P.A. Lyakhov [et al.] // *Mathematics and Computers in Simulation*. – 2020. – Vol. 177. – P. 232-243.
9. Chervyakov, N.I. Residue Number System-Based Solution for Reducing the Hardware Cost of a Convolutional Neural Network / N.I. Chervyakov, P.A. Lyakhov, N.N. Nagornov [et al.] // *Neurocomputing*. – 2020. – Vol. 407. – P. 439–453.
10. Chervyakov, N.I. High-Performance Hardware 3D Medical Imaging using Wavelets in the Residue Number System / N. I. Chervyakov, P. A. Lyakhov, N. N. Nagornov [et al.] // *Embedded Computing: Proceedings of the 2020 9th Mediterranean Conference (MECO)*. – Budva, Montenegro: IEEE, 2020. – P. 1-4.

***Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ:***

11. Червяков, Н.И. Программа вычисления максимальной погрешности дискретного вейвлет-преобразования трехмерных медицинских изображений / Н.И. Червяков, П.А. Ляхов, Н.Н. Нагорнов // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2018613585, РФ. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 18.02.2019 г.
12. Червяков, Н.И. Среда аппаратного моделирования дискретного вейвлет-преобразования с квантованными коэффициентами для обработки медицинских изображений / Н.И. Червяков, П.А. Ляхов, Н.Н. Нагорнов [и др.] // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020612961, РФ. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 06.03.2020 г.
13. Червяков, Н.И. Среда аппаратного моделирования дискретного вейвлет-преобразования в системе остаточных классов для медицинской визуализации / Н.И. Червяков, П.А. Ляхов, Н.Н. Нагорнов [и др.] // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020612962, РФ. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 06.03.2020 г.