

На правах рукописи

Павлов

Павлов Виталий Александрович

**Обработка динамических изображений в телевизионной системе
селекции объектов с адаптацией нейросетевого вычислителя и
фотоприёмника**

Специальность 05.12.04 – Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой
степени кандидата технических наук

Санкт-Петербург
2020

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого».

- Научный руководитель:** Цыцулин Александр Константинович
доктор технических наук, профессор,
заместитель генерального директора по
научной работе АО «НИИ телевидения»
- Официальные оппоненты:** Дворкович Александр Викторович
доктор технических наук, главный научный
сотрудник–заведующий лабораторией
мультимедийных систем и технологий
ФГАОУ ВО «Московский физико-
технический институт (национальный
исследовательский университет)»
- Мотыко Александр Александрович
кандидат технических наук, доцент, доцент
кафедры телевидения и видеотехники
ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский
государственный электротехнический
университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова-
Ленина»
- Ведущая организация:** Закрытое акционерное общество
«Московский научно-исследовательский
телевизионный институт» (ЗАО МНИТИ)

Защита состоится «24» декабря 2020 г. в «___» часов на заседании диссертационного совета У.05.12.04 при ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого» по адресу: 195251, г. Санкт-Петербург, ул. Политехническая, д. 29, учебный корпус 4, аудитория 305.

С диссертацией можно ознакомиться в фундаментальной библиотеке ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский государственный политехнический университет Петра Великого» и на сайте университета <http://www.spbstu.ru/>

Автореферат разослан «___» ноября 2020 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета
д.т.н., профессор



Коротков Александр Станиславович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. Настоящая диссертационная работа посвящена решению части крупной научной проблемы разработки методов синтеза прикладных телевизионных систем, устанавливаемых на космических и атмосферных беспилотных летательных аппаратах, предназначенных для мониторинга земной поверхности и околоземного пространства. В рамках охарактеризованной проблемы известно множество работ, посвящённых методам обнаружения, распознавания, сопровождения объектов и сжатия изображений, формируемых телевизионными системами (системами пассивной оптической локации). Однако известные работы не включают современных технологий и методов синтеза прикладных телевизионных систем, в том числе: минимизации информационного риска в задачах селекции космических объектов; адаптации кадровой частоты для расширения диапазона дальностей обнаружения космических объектов; адаптивного сжатия изображений космических аппаратов при передаче изображений на наземные станции; сопровождения группы наземных объектов в условиях подвижной телевизионной камеры и фона.

В теоретическом плане актуальность работы связана с необходимостью параметрического синтеза прикладной телевизионной системы при совместной обработке видеoinформации в фотоприёмной матрице и бортовом специализированном вычислителе.

В методологическом плане исследование алгоритмов обнаружения, распознавания, сопровождения и адаптивного кодирования изображений объектов в видеопоследовательности является актуальным в силу возросшей потребности в автоматизации и автономности работы бортовых телевизионных систем. Данные системы применяются в таких областях, как: космос (процесс стыковки космических аппаратов (КА), поиск космического мусора, обнаружение и оценка движения искусственных космических объектов (ИКО)), робототехника, промышленность (поиск дефектов в металлах), медицина (анализ медицинских снимков для поиска патологий), мониторинг местности (поиск лесных пожаров, картография), видеоаналитика (охранные и пропускные системы, системах контроля транспортных потоков, спортивная аналитика), транспорт и т. д.

В практическом плане работа актуальна в силу потребности создания бортовых телевизионных систем для обнаружения, распознавания и сопровождения объектов на звёздном небе и земной поверхности на базе современных технологий, в первую очередь нейросетевых методов, алгоритмов и устройств обнаружения, распознавания, сопровождения и адаптивного кодирования для бортовых телевизионных систем видеоконтроля.

Ключевой особенностью предлагаемой в данной работе системы на основе нейросетевых методов является устойчивость к изменению окружающей обстановки, движению доминантных и фоновых объектов.

Степень разработанности. При решении задачи обнаружения сигнала, разделяемого на фоновый и шумовой сигналы, возникают трудности, связанные с тем, что:

- форма разностного сигнала зависит не только от значения динамического признака различения (смаза), но и от амплитуд сигналов удалённых объектов, форма которых определяется импульсной характеристикой объектива;
- присутствует априорная неопределённость амплитуды и формы доминантного и фоновых сигналов;
- преобразование оптических сигналов в электрические характеризуется потерей инвариантности формы сигнала к его сдвигу относительно решетки светочувствительных пикселей.

Эти особенности не позволяют формализовать априорную информацию о разностном сигнале для фоновых и доминантных объектов, что делает перспективным применение нейросетевых методов селекции сигнала ИКО.

Синтез адаптивных алгоритмов обнаружения, распознавания и сопровождения ИКО опирается и развивает известные результаты по обработке изображений, в том числе системами космического телевидения (Б. А. Алпатов, В. Н. Лагуткин, А. А. Умбиталиев, А. К. Цыцулин, А. В. Морозов, А. В. Корякин, М. Р. Левек, С. Битеа, А. Е. Колесса, В. С. Киричук, В. Д. Лиференко, А. В. Бахшиев и др.).

На данный момент существуют работы, описывающие алгоритмы селекции ИКО по признакам движения (Б. А. Алпатов); с использованием спектрального преобразования изображения для оценки вектора фона (М. Р. Левек, С. Битеа, В. Н. Лагуткин, А. Е. Колесса), в том числе с использованием методов кластерного анализа (А. В. Морозов, А. К. Цыцулин) и адаптивной пороговой обработки (А. Е. Колесса); алгоритмы классификации на основе вейвлет признаков (А. В. Морозов, А. К. Цыцулин), геометрических (В. Д. Лиференко, А. В. Корякин) и свёрточных (А. В. Бахшиев) признаков. Однако в этих работах не производится поиск оптимальных значений доминантного признака различия ИКО и адаптация систем селекции к наблюдаемому сюжету.

В области цифровой обработки изображений можно выделить четыре задачи: кодирование источника (сжатие информации), сегментация изображений, обнаружение и сопровождение объектов. Как правило, эти задачи рассматриваются независимо друг от друга. Для повышения качества передаваемой информации следует рассматривать эти задачи совместно. Это позволяет сделать принцип доминантной информации, включающий в себя понятие информационного риска, методологической основой синтеза системы кодирования. Сжатие изображения доминантного объекта и фона с различными коэффициентами сжатия является основным элементом алгоритма адаптивного кодирования.

Синтез алгоритма адаптивного кодирования и оценки параметров ИКО опирается на принцип доминантной информации и развивает известные результаты по кодированию и обработке изображений (В. К. Зворыкин, С. И. Катаев, Р. Гонсалес, Р. Вудс, А. К. Цыцулин, Ю. В. Визильтер, Л. Шапиро, Дж. Стокман, В. А. Сойфер, П. А. Чочиа, Ю. Б. Зубарев, Ю. С. Сагдуллаев, В. П. Дворкович, А. В. Дворкович, В. С. Титов и др.).

Существует множество работ, посвящённых сегментации (Р. Гонсалес, Р. Вудс, П. А. Чочиа и др.), кодированию изображений (Л. Шапиро,

Дж. Стокман, В. А. Сойфер, В. П. Дворкович, А. В. Дворкович и др.) и адаптивным системам технического зрения (В. С. Титов), однако не рассматривается их совместное применение с точки зрения принципа доминантной информации (А. К. Цыцулин) для разделения (С. И. Катаев) доминантной и фоновой информации в пространственной области. Также в этих работах не производится совместное рассмотрение задач кодирования информации, сегментации изображений, обнаружения и сопровождения объектов.

Синтез адаптивных алгоритмов обнаружения, распознавания и сопровождения наземных объектов на аэрофотоснимках с борта летательного аппарата использует и развивает известные результаты по обработке изображений (П. А. Бакут, П. А. Бакулев, Б. А. Алпатов, П. В. Бабаян, О. Б. Гузенко, А. Н. Катулев, К. К. Васильев, В. Р. Крашенинников, Л. В. Новоторцев, В. В. Мясников, Ю. В. Визильтер, В. Ю. Волков, И. А. Большаков, Н. Л. Казанский, Н. А. Обухова, А. А. Мотыко, С. З. Кузьмин, В. С. Киричук, М. Zhai, Е. Vochinski и др.).

На данный момент существуют работы, которые описывают алгоритмы обнаружения группы объектов применительно к задаче радиолокации (П. А. Бакут, П. А. Бакулев, Н. Л. Казанский, И. А. Большаков, С. З. Кузьмин). Для задач обнаружения и сопровождения группы неточечных наземных объектов на последовательности изображений существуют методы, основанные на признаках движения (Б. А. Алпатов, П. В. Бабаян, Н. А. Обухова); пороговые методы (К. К. Васильев, В. Р. Крашенинников, В. В. Мясников); вейвлет-фрактально-корреляционно-статистические подходы (О. Б. Гузенко, А. Н. Катулев); методы на основе морфлетных описаний (Ю. В. Визильтер); методы сегментации (В. Ю. Волков); методы на основе свёрточных нейронных сетей (М. Zhai) и др.

Применение одиночных алгоритмов сопровождения (G. Nebehay, S. Hare, J. Henriques, Z. Kalal и др.) для группы объектов недостаточно эффективно из-за высокой вычислительной нагрузки и отсутствия автоматической селекции и инициализации. Существующие на данный момент алгоритмы сопровождения группы движущихся объектов (R. Yao, H. Wu, E. Vochinski, H. A. Обухова, Y. Chen, A. Agarwal и др.) показывают свою эффективность в случае стационарного положения камеры и фона, что невозможно обеспечить в условиях аэрофотосъемки.

Предмет исследования. Рассматриваются телевизионные системы и методы адаптации их работы в условиях наблюдения за подвижными объектами на сложном фоне.

Цель и задачи диссертационной работы. Цель работы заключается в расширении диапазонов дальности при наблюдении (распознавании) видеоинформационной системой динамических изображений искусственных космических и наземных объектов бортовыми телевизионными системами для повышения точности распознавания, снижения передаваемой фоновой информации и устойчивости к сложной фоно-целевой обстановке при сопровождении с использованием нейросетевых методов.

Для достижения поставленной цели, необходимо решить следующие задачи:

1. Разработка и исследование нейросетевого метода обнаружения ИКО на звёздном фоне.
2. Разработка метода адаптации кадровой частоты фотоприёмника и поиск оптимальных пороговых значений.
3. Разработка и исследование нейросетевого метода адаптивного кодирования изображений в задачах автоматического обнаружения ИКО.
4. Разработка и исследование метода обнаружения, распознавания и сопровождения группы наземных объектов с борта летательного аппарата.

Научная новизна работы. Научная новизна диссертационной работы заключается в следующем:

1. Впервые синтезирована и исследована структура адаптивной бортовой телевизионной системы с автоматической селекцией ИКО по признаку скоростного смаза с помощью свёрточной нейронной сети. Получены оценки быстродействия и аппаратных затрат.
2. Впервые синтезирована структура бортовой телевизионной системы с адаптацией кадровой частоты фотоприёмника к дальности до наблюдаемого объекта.
3. Впервые синтезирована и исследована структура бортовой телевизионной системы для адаптивного кодирования видеопоследовательностей, делимых на доминантный объект и фон.
4. Впервые выявлена и исследована зависимость требуемой вычислительной сложности структур свёрточных нейронных сетей семейства *YOLO* от сложности модели сцены, включающей сложный фон и наземные обнаруживаемые объекты при наблюдении с борта летательного аппарата.

Положения, выносимые на защиту. В ходе решения поставленных задач были сформулированы следующие положения:

1. Повышение дальности автоматического обнаружения ИКО в условиях больших вариаций дистанций и формы сигналов объектов и фонов при динамическом смазе изображений можно обеспечить с помощью применения адаптации кадровой частоты и обнаружителя на базе свёрточных нейронных сетей.
2. Повышение сжатия сигналов изображений с сохранением информации о доминантном объекте можно обеспечить за счёт применения разделения видеопоследовательностей на доминантный объект и фон с помощью нейросетевого метода, сегментации изображения и различных значений коэффициента сжатия для доминантного объекта и фона.
3. Для решения задач селекции сигналов объектов и их кодирования с точки зрения достоверности решений и оценок эффективно использование семейства свёрточных нейронных сетей *YOLO* при условии достаточной сложности структуры сети и полноты обучающей выборки при наблюдении с определяемой сложностью модели сцены, включающей сложный фон и наземные обнаруживаемые объекты.

Теоретическая значимость работы. Впервые благодаря совместному использованию методов теории решений и теории информации найдены оптимальные значения времени накопления кадра и порогов принятия решения, при которых достигается минимальное значение информационного риска при селекции ИКО по признаку скоростного смаза.

Установлено, что:

- При амплитудах и смазах сигнала, превышающих пороговые значения, можно практически свести к нулю информационный риск при передаче решения об обнаружении доминантного сигнала и достичь максимума качества передаваемой информации, ограниченного точностью оценивания и передачи координат объекта.

- Для задачи селекции КА на звёздном фоне при широком диапазоне изменения дальности, и, как следствие, амплитуды и формы сигналов, применение нейросетевых методов обеспечивает высокую надёжность обнаружения, распознавания и сопровождения сигналов объектов.

Практическая значимость работы. Практическая значимость полученных результатов заключается в следующем:

1. Разработанный метод обнаружения ИКО на дальней дистанции в адаптивной телевизионной системе по признаку скоростного смаза позволяет на порядок расширить горизонт обнаружения по сравнению с системой с фиксированной (не адаптивной) кадровой частотой.

2. Разработанный метод адаптивного кодирования видеопоследовательностей с изображениями ИКО позволяет на порядок повысить коэффициент сжатия без потери информации о сигнале доминантного объекта по сравнению с системой без адаптации кодирования.

3. Разработанный метод обнаружения и сопровождения группы наземных объектов на сложном фоне на основе свёрточной нейронной сети семейства *YOLO* позволяет обеспечить высокую точность обнаружения и сопровождения по сравнению с алгоритмом «*IOU Tracker*» и алгоритмом «*TLD*».

Основные методы исследования. Для решения поставленных задач применяются три типа методов:

1. методы теории решений и теории информации;
2. методы компьютерного моделирования;
3. методы экспериментальной оценки.

Достоверность полученных результатов. Достоверность результатов и выводов работы обусловлена совпадением теоретических и экспериментальных результатов, применением современных методов, вычислительной аппаратуры и программных средств.

Реализация результатов работы. Разработанные методы нашли применение в ряде НИР АО «НИИ телевидения» и АО «ЛОМО», а также в учебном процессе Санкт-Петербургского политехнического университета Петра Великого:

- НИР «Ассистент-НИИТ»;
- НИР «Ассистент ОЭЖ».

Апробация работы. Работа в целом обсуждена на секции НТС АО «НИИ телевидения» и отдельные вопросы обсуждались на конференциях:

- Международная конференция «*Emerging Trends in Applied and Computational Physics*», 2019 г;
- Международная конференция молодых ученых «*International youth conference on electronics, telecommunications and information technologies*» (YETI), 2019 г.;
- Международная конференция «*IEEE EExPolytech-2019: Electrical Engineering and Photonics*», 2019 г.;
- 15-я международная конференция «Телевидение: передача и обработка изображений» 2018 г.
- Всероссийская астрометрическая конференция «Пулково-2018», 2018 г.
- 18-я международная конференция «Цифровая обработка сигналов и ее применение - *DSPA-2016*», 2016 г.
- XLIV «Неделя науки» СПбПУ, 2015 г.

Публикации. По материалам диссертации опубликовано 18 научных работ, из них 9 статей в журналах из перечня ВАК, в том числе 1 статья без соавторов; 8 докладов на научно-технических конференциях; 1 свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ.

Соответствие паспорту специальности. Представленные в данной работе исследования соответствуют пунктам 5, 6 и 7 специальности 05.12.04 – «Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения»:

- Исследование и разработка новых телевизионных систем и устройств с целью повышения качества изображения и помехоустойчивости работы;
- Исследование и разработка радиотехнических систем и устройств передачи информации, в том числе радиорелейных и телеметрических, с целью повышения их пропускной способности и помехозащищенности;
- Разработка методов и устройств передачи, приема, обработки, отображения и хранения информации. Разработка перспективных информационных технологий, в том числе цифровых, а также с использованием нейронных сетей для распознавания изображений в радиотехнических устройствах.

Личное участие соискателя. Основные результаты диссертации получены соискателем лично. Автор диссертации самостоятельно проводил исследование и предлагал новые алгоритмы для решения поставленных задач, проводил программное моделирование, осуществлял анализ полученных данных. Вклад автора в результаты, опубликованные в соавторстве, отмечен в заключении в конце текста диссертации.

Структура и объем. Диссертация содержит введение, 4 главы, заключение, список литературы, включающий 150 наименований. Основная часть работы изложена на 102 страницах. Общий объем работы 128 стр., включая 43 рисунка, 11 таблиц и 3 акта внедрения результатов.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность диссертационной работы, сформулирована цель и задачи исследования, описана научная новизна, показаны теоретическая и практическая значимость, изложены основные положения, выносимые на защиту.

В первой главе описывается проблематика обнаружения объектов, производится обзор существующих методов обнаружения, распознавания и сопровождения изображений малоразмерных искусственных космических и наземных объектов на изображениях и видеопоследовательностях, рассматривается проблема сжатия изображений и сегментации.

Показано, что для обнаружения и распознавания малоразмерных искусственных космических и наземных объектов следует применять подходы на основе свёрточных нейронных сетей. Для адаптивного кодирования (сжатия) изображений следует опираться на принцип доминантной информации.

Формулируется цель работы и выполняется постановка задач для исследования в рамках данной диссертации.

Во второй главе решается задача обнаружения и распознавания ИКО на звёздном фоне для случая подвижной камеры и изменяющегося фона по динамическим признакам (смазам).

Все исследуемые объекты на изображениях являются «точечными», поскольку находятся на большом расстоянии относительно телевизионной системы наблюдения и относятся к двум большим классам: подвижные (смаз) и неподвижные (точечный объект). Примеры изображений объектов интереса представлены на рисунке 1.

Трек (смаз), изображённый на рисунке 1 слева, является подвижным объектом, длина которого зависит от времени накопления кадра. Пятно (кружок) рассеяния, представленное на рисунке 1 справа, является искажённым изображением неподвижного точечного объекта.

При наблюдении удалённых космических объектов (КО) на звёздном фоне основным признаком различения сигналов объекта и фона является различный скоростной смаз, зависящий от видимой скорости движения объектов.



Рисунок 1 – Изображения КО на расстоянии более 1000 км. Левый рисунок – подвижный объект (время накопления 0,25 с, размер 4×10 пикселей, негатив).

Правый рисунок – неподвижный объект (примерный размер 6×6 пикселей, негатив).

При решении задачи обнаружения и классификации ИКО с точки зрения принципа доминантной информации выявляются следующие принципиальные моменты:

- форма разностного сигнала зависит от значения смаза и амплитуд сигналов;

- наличие априорной неопределённости информации не только от амплитуды доминантного и фоновых сигналов, но и от их формы.

В связи с этими особенностями задачи различения изображений ИКО невозможно формализовать априорную информацию о форме разностного сигнала. Для решения поставленной задачи перспективным является применение нейросетевых подходов, устойчивых к отклонению фактических параметров сигналов от априорно принятой модели. Модель рассматриваемых малоразмерных объектов определяется априорной информацией, отражающей:

1. параметры, от которых зависит численное значение смаза: соотношения диаметра функции рассеяния точки объективом и пиксела, время накопления кадра, фокусное расстояние;

2. свойства наблюдаемой выборки двумерного сигнала, являющейся аддитивной смесью: одного из сигналов u^0 или $u^1(s)$ – без смаза и со смазом s (смаз является векторным параметром, зависящим от проекции v вектора скорости объекта на фокальную плоскость и от времени накопления кадра); постоянного для конкретного наблюдения темнового сигнала u_T ; некоррелированного гауссовского шума n с нулевым средним и известной дисперсией σ^2 .

Обнаружение сигнала на фоне звёзд формализуется введением трёх гипотез о наличии только шума (H_0); фона и шума (H_1); сигнала объекта, фона и шума (H_2) и определением вероятностей принятия правильных и ошибочных решений. Оптимизация порога принятия решения проводится с учётом вероятностей ошибок (теория решений) и количества информации, передаваемой в систему управления (теория информации).

Количество информации о координате объекта вычисляется по формуле Вудворда:

$$I_{де} = \frac{1}{2} \log \frac{T^2}{2\pi e \varepsilon_0} = \frac{1}{2} \log \frac{T^2 \Psi^2 \beta^2}{2\pi e}, \quad (1)$$

где T – интервал наблюдения (1 кадр), Ψ – отношение сигнал/шум (ОСШ), β – среднеквадратическая полоса частот.

Потеря доминантной информации при обнаружении вычисляется как:

$$\Delta I_{дИ} = [p(H_0|H_2) + p(H_1|H_2)] \log \left(\frac{N\Psi}{\sqrt{2\pi e}} \right), \quad (2)$$

где $p(H_0|H_2) + p(H_1|H_2)$ – вероятность пропуска объекта, $N = T \cdot \beta$ – число степеней свободы.

Шумовая информация вычисляется по следующей формуле:

$$I_{шИ} = (N - M - 1) p(H_2|H_0) \log \left(\frac{N\Psi}{\sqrt{2\pi e}} \right), \quad (3)$$

где $p(H_2|H_0)$ – вероятность ложной тревоги, M – число фоновых объектов.

Фоновая информация вычисляется как:

$$I_{\phi H} = Mp(H_2 | H_1) \log \left(\frac{N\Psi}{\sqrt{2\pi e}} \right), \quad (4)$$

где $p(H_2|H_1)$ – вероятность ложной тревоги.

Информационный риск вычисляется по формуле:

$$R_{2IH} = [(N - M - 1) p(H_2 | H_0) + Mp(H_2 | H_1) + p(H_0 | H_2) + p(H_1 | H_2)] \log \left(\frac{N\Psi}{\sqrt{2\pi e}} \right). \quad (5)$$

Этот подход позволяет найти оптимальный порог, который в рамках теории решений определяется только для известной амплитуды сигнала.

Для обнаружения объектов по динамическим признакам используется свёрточная нейронная сеть *TinyYOLOv2*. В таблице 1 приведены значения вероятностей корректного обнаружения неподвижных (P_1) и подвижных (P_2) объектов; вероятностей ложного обнаружения неподвижных (P_{EF1}) и подвижных объектов (P_{EF2}); абсолютная (Δ) и относительная (δ) погрешности локализации ограничивающего прямоугольника и время обработки 1 изображения на процессоре Intel Core i5 (3,0 ГГц) для разного числа слоёв нейросетевого обнаружителя. Результаты получены на наборе данных, который содержал 1000 изображений объектов 1 и 2 классов. Обучающий набор данных содержал 2500 изображений подвижных (смаз) и неподвижных объектов (точечный объект). Пример работы *TinyYOLOv2* представлен на рисунке 2.

Таблица 1 – Результаты работы сети *TinyYOLOv2* для разного количества слоёв.

Число сверточных слоев	P_1	P_2	$P_{\text{среднее}}$	P_{EF1}	P_{EF2}	Δ , пиксель	δ	среднее время, с
9	0,90	0,90	0,90	$5,7 \times 10^{-6}$	$2,6 \times 10^{-6}$	3,0	0,10	0,25
8	0,88	0,89	0,89	$6,1 \times 10^{-6}$	$2,9 \times 10^{-6}$	3,1	0,11	0,20
7	0,84	0,85	0,85	$6,5 \times 10^{-6}$	$4,5 \times 10^{-6}$	3,1	0,13	0,14
6	0,80	0,80	0,80	$6,9 \times 10^{-6}$	$5,2 \times 10^{-6}$	5,3	0,16	0,10

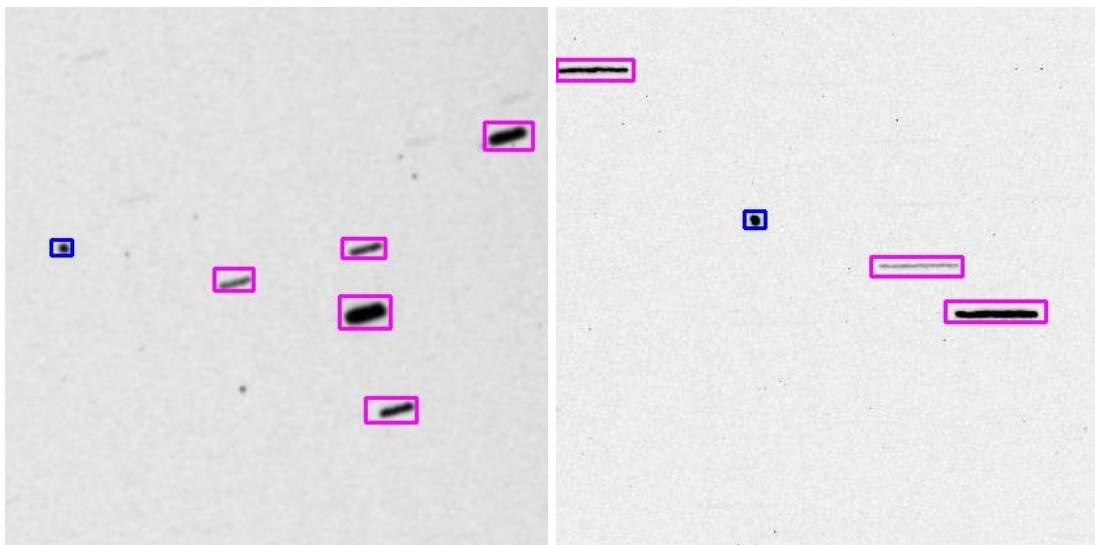


Рисунок 2 – Пример результата работы обнаружителя на двух фрагментах (негатив) с разрешением 416×416.

В таблице 2 приведена вычислительная сложность нейросетевого детектора для разного числа слоёв. Вычислительная сложность для одного свёрточного слоя вычисляется по формуле: $O = c \cdot m \cdot n \cdot h \cdot w \cdot s^2$, где c – количество каналов; $m = 2$ – количество типов арифметических операций; n – количество свёрточных фильтров; h и w – высота и ширина карты признаков после операции свёртки, соответственно; s – размер свёрточных фильтров.

Таблица 2 – Вычислительная сложность нейросетевого детектора для разного количества слоёв.

Количество слоёв	Вычислительная сложность (входное разрешение: 416×416 пикселей)
9	$6,946 \cdot 10^9$
8	$2,952 \cdot 10^9$
7	$2,559 \cdot 10^9$
6	$1,556 \cdot 10^9$

С помощью нейронной сети *TinyYOLOv2* получены оценки информационного риска обнаружения для случая стабилизации визирной оси системы относительно КА, позволяющие определить оптимальное время накопления кадра, при котором информационный риск будет стремиться к нулю. На рисунке 3 представлены экспериментальные зависимости нормированного информационного риска от времени накопления кадра, вычисляемого согласно концепции качества информации (5).

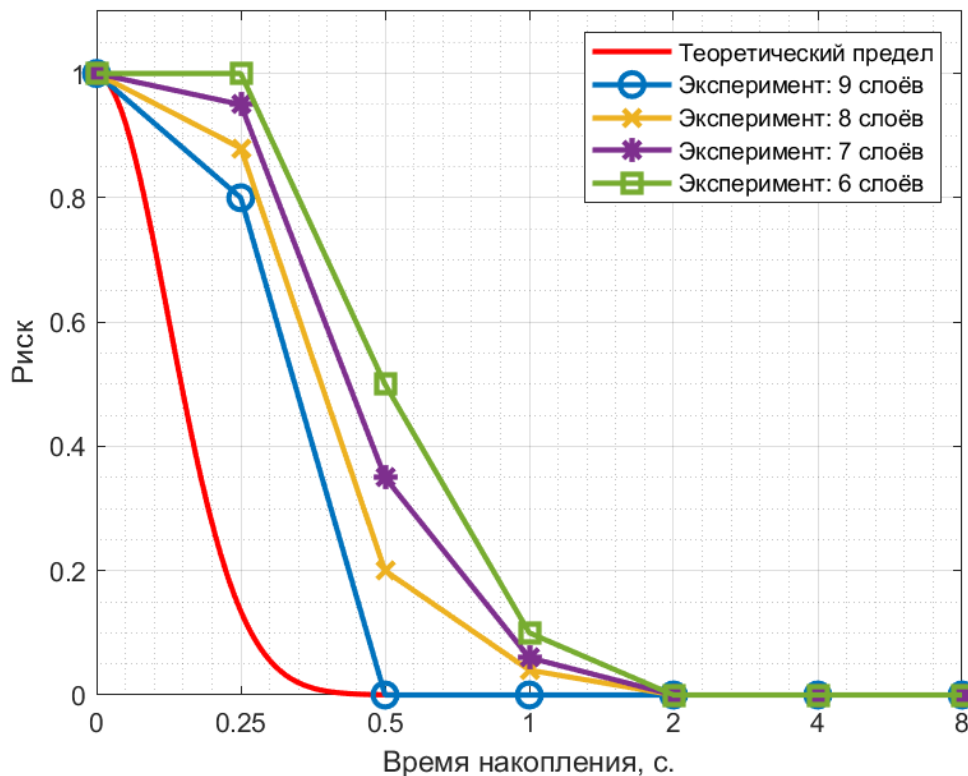


Рисунок 3 – Зависимость нормированного информационного риска от времени накопления кадра для разного количества слоёв *TinyYOLOv2*.

В результате исследований выявлено, что структура сети с 6 свёрточными слоями является перспективной для использования в условиях жёстких ресурсных ограничений.

При параметрическом синтезе бортовых телевизионных систем наблюдения необходимо определить оптимальную кадровую частоту (время накопления кадра) и метод её перестройки в ходе наблюдения в условиях изменения интенсивности сигнала, наблюдаемого КО. Применение адаптации кадровой частоты позволяет увеличить дальность обнаружения при малых значениях скоростного смаза КО. При больших значениях скоростного смаза КО применение адаптации кадровой частоты позволяет сократить время задержки получения нового кадра.

Рассмотрим оптимизацию кадровой частоты на примере модели наблюдения, в которой фон является подвижным (смаз), а объект неподвижным (точечный объект). Оптимальное время накопления кадра вычисляется по следующей формуле:

$$T_{к\text{ опт}} = \operatorname{argmin}\{\tau + c_R(R_\phi + R_\psi)\}, \quad (6)$$

где риск R включает в себя: R_ϕ – влияние фона и R_ψ – влияние шума; $\tau = c_\tau T_k$ – задержка принятия решения, T_k – время накопления кадра, c_τ и c_R – весовые коэффициенты. Таким образом, для минимизации τ требуется выбрать значение T_k , при которых значение R стремится к нулю.

Значение R_ϕ увеличивается при уменьшении смазов принадлежащих фону объектов до порогового значения. Значение R_ψ увеличивается при снижении отношения сигнал/шум (ОСШ) до порогового. Таким образом, оптимальное значение T_k определяется следующим выражением:

$$T_{\text{опт}} = \max\{T_{\psi\text{ мин}}, T_{s\text{ мин}}\}. \quad (7)$$

где $T_{\psi\text{ мин}}$ – время накопления кадра, обеспечивающее ОСШ выше порогового; $T_{s\text{ мин}}$ – время накопления кадра, которое обеспечивает значение смаза выше порогового.

Во время работы системы наблюдения возможны два случая:

- время накопления кадра $T_{\text{опт}}$ устанавливается исходя из необходимой чувствительности, т. е. $T_{\psi\text{ мин}}$;
- время накопления кадра $T_{\text{опт}}$ устанавливается исходя из необходимого значения смаза сигнала фоновых звёзд, т. е. $T_{s\text{ мин}}$.

Для работы алгоритма адаптации времени накопления кадра вводятся два порога: верхний γ_v и нижний γ_n . При адаптации времени накопления кадра значения порогов должны удовлетворять следующему условию: $\gamma_v/\gamma_n = 2 + \delta$, где δ – компонент («технологический» запас устойчивости системы), определяемый среднеквадратическим значением ошибок оценивания смаза и ОСШ. Таким образом, выражение (7) принимает вид:

$$\max\{T_{\psi\text{ мин}}, T_{s\text{ мин}}\} < T_{\text{опт}} < (2 + \delta)\max\{T_{\psi\text{ мин}}, T_{s\text{ мин}}\}. \quad (8)$$

Структурная схема бортовой телевизионной системы с адаптацией кадровой частоты представлена на рисунке 4. Для стабилизации работы системы в её структуру вводятся два контура отрицательной обратной связи. Эти контуры содержат фильтр сглаживания оценки \hat{s} смаза изображений фоновых звёзд и оценки $\hat{\psi}$ ОСШ выделяемого КО. Уравнение управления выглядит следующим образом:

$$Y_{k+1} = \begin{cases} Y_{-k+1} = \text{sign}(\hat{s}_k - \gamma_{\text{св}}) \wedge \text{sign}(\hat{\psi}_k - \gamma_{\text{св}}) \\ Y_{+k+1} = \text{sign}(\gamma_{\text{сн}} - \hat{s}_k) \vee \text{sign}(\gamma_{\text{сн}} - \hat{\psi}_k) \end{cases} \quad (9)$$

где Y_{k+1} – сигнал управления; $\gamma_{\text{св}}$ и $\gamma_{\text{сн}}$ – верхний и нижний порог для смаза, соответственно; $\gamma_{\text{св}}$ и $\gamma_{\text{сн}}$ – верхний и нижний порог для ОСШ, соответственно.

Сигналы управления подаются на устройство памяти состояния. Для перевода системы в режим с большим T_k необходимо понизить значения смаза или ОСШ ниже порогов $\gamma_{\text{сн}}$ и $\gamma_{\text{сн}}$ соответственно. Для перевода системы в режим с меньшим T_k необходимо повысить значения смаза и ОСШ выше $\gamma_{\text{св}}$ и $\gamma_{\text{св}}$ соответственно.

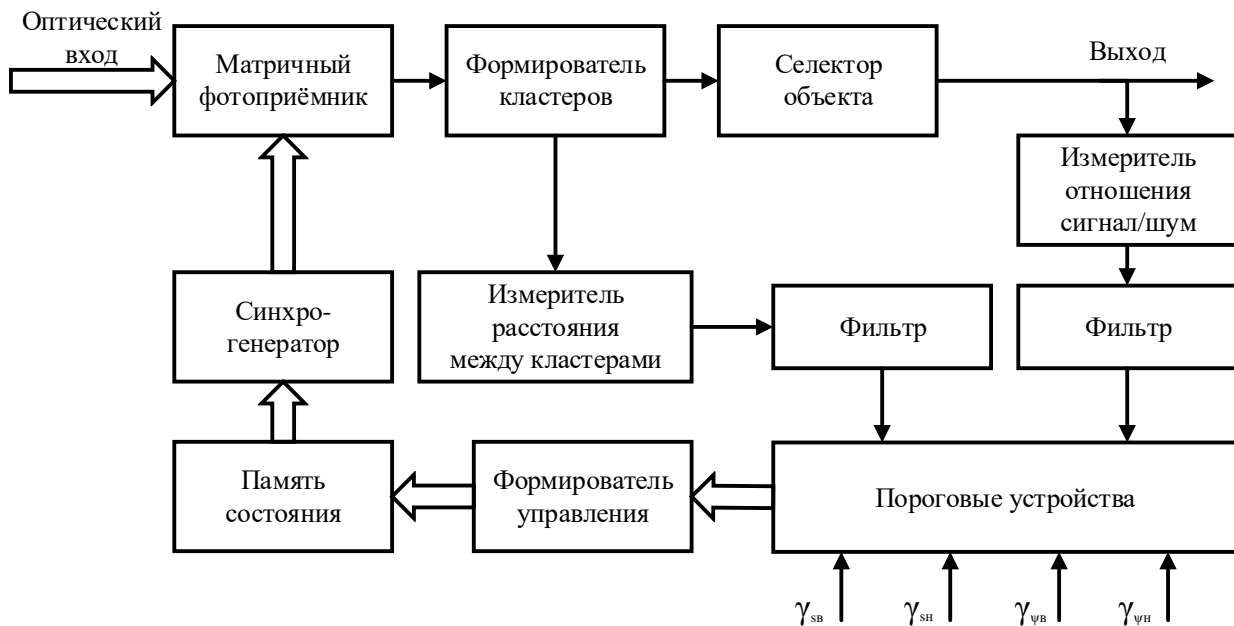


Рисунок 4 – Структурная схема бортовой телевизионной системы с адаптацией кадровой частоты.

Проведённые исследования, благодаря учёту информационной оценки шума и фона, позволили определить: оптимальный порог обнаружения смаза; оптимальное значение времени накопления кадра, определяющего значение скоростного смаза; минимально необходимую сложность нейроразобной сети, т. е. необходимое число слоёв. При этом установлено:

- при амплитудах и смазах сигнала, превышающих пороговые значения, можно практически свести к нулю информационный риск при передаче решения об обнаружении доминантного сигнала и достичь максимума качества

передаваемой информации, ограниченного точностью оценивания и передачи координат объекта;

- для задачи селекции КА на звёздном фоне следует применять нейросетевые методы.

В третьей главе решается задача адаптивного кодирования изображений применительно к задаче обнаружения ИКО. Идея алгоритма заключается в применении принципа доминантной информации. Блок-схема разработанного алгоритма показана на рисунке 5.

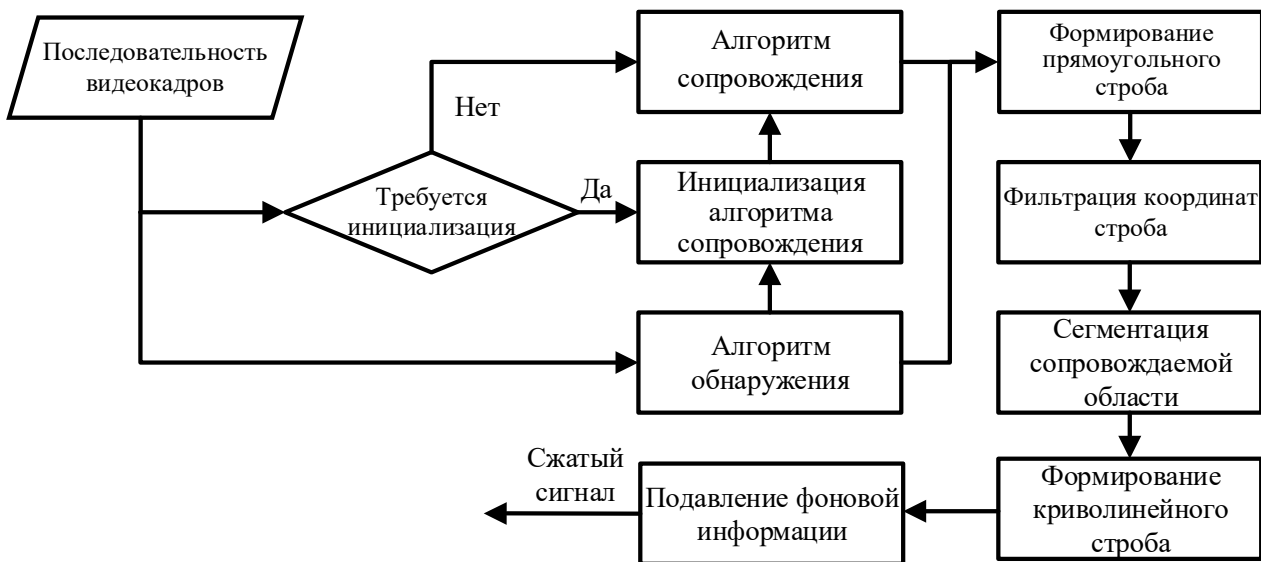


Рисунок 5 – Блок-схема адаптивного выделения доминантной и подавления фоновой информации.

Данный алгоритм применяется на ближней и средней дистанции во время наблюдения за КА для адаптивного сжатия и оценки координат доминантного объекта.

В рамках предложенного алгоритма синтезирована телевизионная система адаптивного кодирования видеопоследовательностей, разделяющая изображения на доминантный объект и фон. Данная система позволяет осуществлять сжатие информации с разными коэффициентами качества для объекта и фона.

Структура алгоритма включает блоки обнаружения, сопровождения, сегментации и фильтрации координат объекта. На первом этапе осуществляется обнаружение сигнала КА для инициализации алгоритма сопровождения. На каждом кадре алгоритм сопровождения и нейросетевой алгоритм обнаружения *YOLOv2* (обучен на выборке из 1000 изображений КА разных ракурсов) осуществляют локализацию объекта и оценку его параметров. Затем формируется итоговый ограничивающий прямоугольник, который подаётся на блок фильтрации координат. На следующем этапе ограничивающий прямоугольник вместе с изображением подаются на вход алгоритма сегментации, который выделяет доминантный сигнал в виде криволинейной области и удаляет фон. На выходе получается маска, определяющая к какому

классу (доминантная или фоновая информация) относится соответствующий пиксель изображения.

Для сжатия изображений применяется алгоритм JPEG с различными параметрами качества: для фона 1% (низкое качество, высокое сжатие), для доминантного объекта 100% (высокое качество, минимальное сжатие). Результат работы алгоритма представлен на рисунке 6. Изображение сегментированной области, представленное на рисунке 6б, соответствует сетке блоков стандартных для JPEG 8×8 пикселей. В таблице 3 представлены результаты работы алгоритма.

Таблица 3 – результаты работы алгоритма.

A_n/A_k	A_{kc}/A_k	$S_a, \text{Кбайт}$	$S_b, \text{Кбайт}$	$S_в, \text{Кбайт}$	$S_г, \text{Кбайт}$
0,06	0,02	22118,832	178,368	200,44	124,496

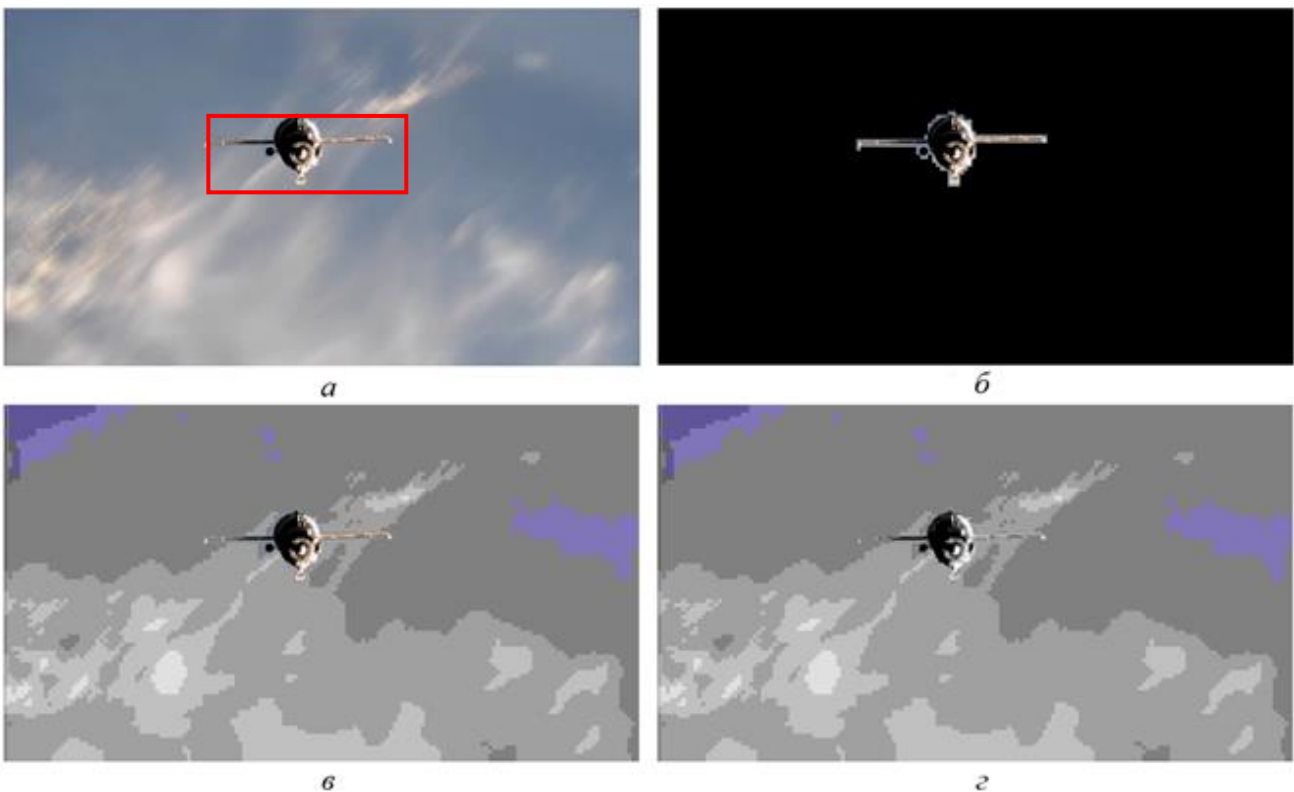


Рисунок 6 – Пример работы алгоритма: *а* – исходное изображение; *б* – сегментированное изображение; *в* – результат; *г* – сжатое изображение.

Обозначения в таблице: A_n/A_k – отношение площади ограничивающего прямоугольника A_n (рис. 6а) к площади кадра A_k ; A_{kc}/A_k – отношение площади криволинейного строка A_{kc} (рис. 6б) к A_k ; $S_a, S_b, S_в, S_г$ – размеры файлов, содержащих рисунки 6а, 6б, 6в и 6г, соответственно.

Разработана и синтезирована система адаптивного кодирования видеопоследовательностей телевизионных систем с использованием нейросетевого подхода с целью повышения качества доминантного изображения, пропускной способности и помехозащищенности.

В результате решения задачи показано, что применение принципа доминантной информации и использование современных методов обработки

изображений с помощью нейроподобных свёрточных сетей позволяют повысить коэффициент сжатия передаваемых изображений без потери информации о сигнале доминантного объекта КА. При наблюдении изображения КА на средних дистанциях алгоритм сжатия с разделением на область доминантного объекта и фона позволил увеличить коэффициент сжатия на порядок.

В четвёртой главе решается задача обнаружения, распознавания и сопровождения группы наземных объектов на последовательности аэрофотоснимков, которые характеризуются многообразием классов объектов и изменяющимся фоном. В качестве объектов для исследования выбраны следующие классы: легковые автомобили, крупногабаритный автотранспорт, здания, самолёты, вертолёты, корабли. В отличие от точечных космических объектов они имеют более сложную структуру.

Для решения поставленной задачи выбраны подходы на основе свёрточных нейронных сетей *YOLOv2/v3* для обнаружения и распознавания изображений малоразмерных наземных объектов на аэрофотоснимках.

Набор обучающих данных содержит 7870 изображений (87300 объектов), набор проверочных данных содержит 2080 изображений (22130 объектов), набор тестовых данных содержит 1500 изображений (15870 объектов). Обучение проводилось на двух видеокартах NVIDIA Tesla K40X. Процесс обучения длился 200000 итераций. Примеры объектов представлены на рисунке 7.

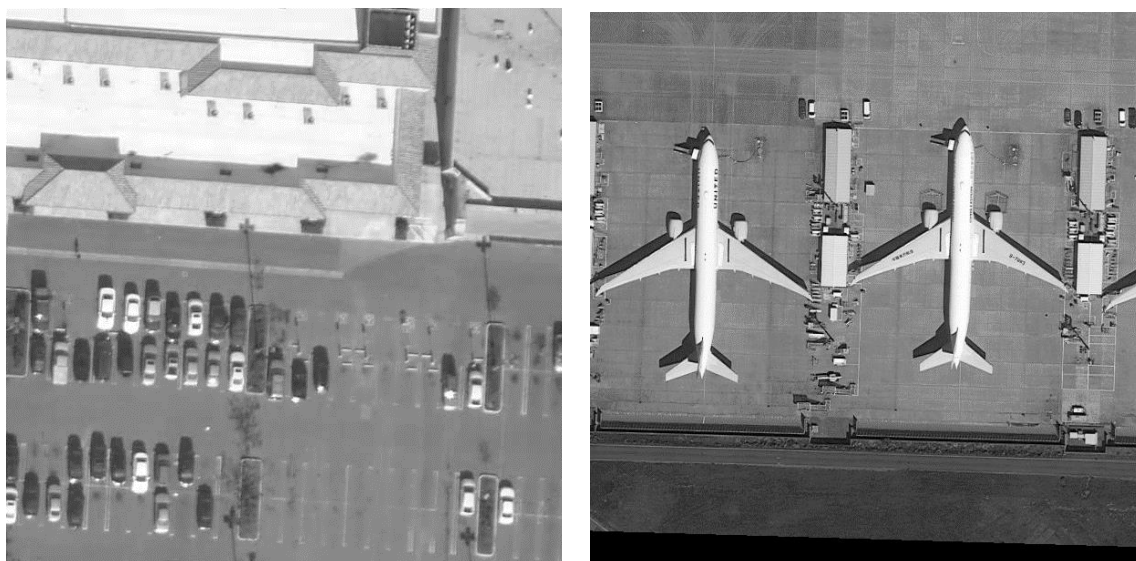


Рисунок 7 – Пример аэрофотоснимков наземных объектов.

Результаты работы трёх сетей семейства *YOLO* представлены в таблице 4. Все архитектуры показывают высокую скорость работы на графическом процессоре Nvidia GTX 1050TI (768 ядер CUDA) от 11 до 50 кадров в секунду для разрешения 608×608 и могут быть запущены на портативной платформе Jetson AGX Xavier (512 ядер CUDA ядер). Примеры работы *TinyYOLOv2*, *YOLOv2* и *YOLOv3* приведены на рисунках 8, 9 и 10 соответственно.

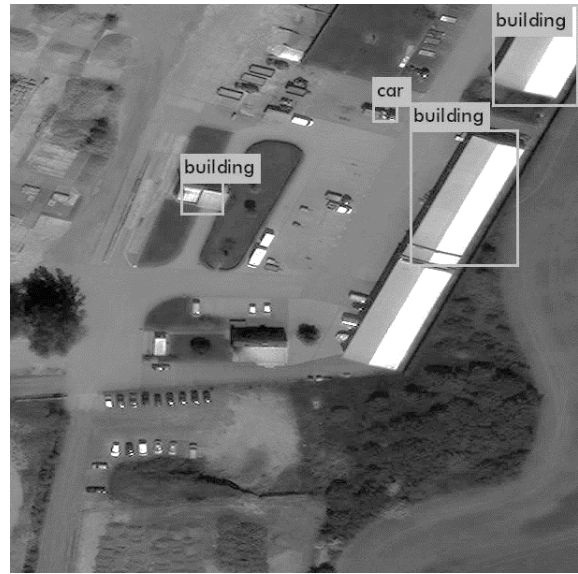


Рисунок 8 – Результаты *TinyYOLOv2*.

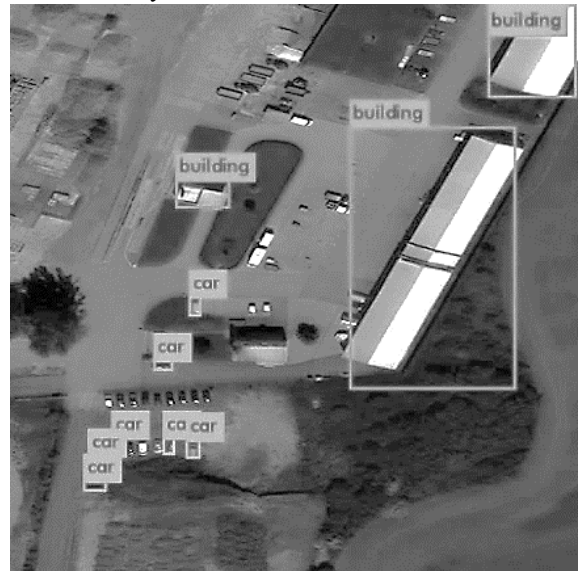


Рисунок 9 – Результаты *YOLOv2*.

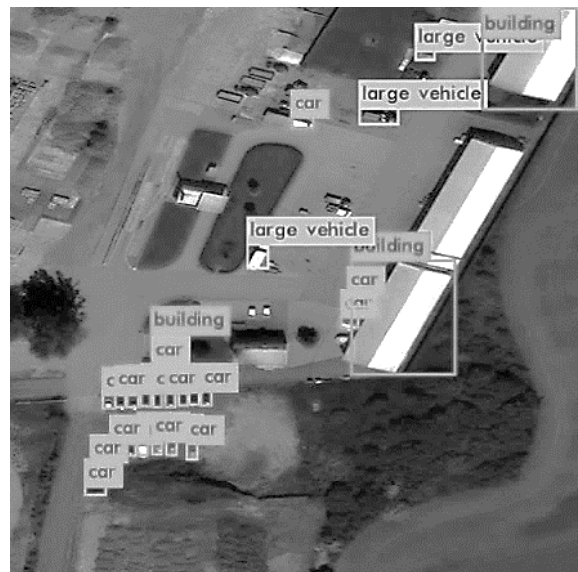


Рисунок 10 – Результаты *YOLOv3*.

В таблице 4 приведены значения индекса Жаккара и среднее значение времени обработки одного кадра для *TinyYOLOv2*, *YOLOv2*, *YOLOv3* и детектора Виолы–Джонса, обученного по схеме каждый против каждого на изображениях объектов из обучающего набора данных.

Таблица 4 – Результаты работы *TinyYOLOv2*, *YOLOv2* и *YOLOv3*.

Класс	<i>TinyYOLOv2</i>	<i>YOLOv2</i>	<i>YOLOv3</i>	Детектор Виолы–Джонса
	Вероятность правильного обнаружения			
Автомобиль	0,39	0,63	0,86	0,21
Крупногабаритный автотранспорт	0,42	0,64	0,76	0,11
Здание	0,63	0,80	0,77	0,31
Самолёт	0,67	0,88	0,87	0,23
Вертолёт	0,78	0,88	0,91	0,12
Корабль	0,60	0,82	0,84	0,24
Среднее значение	0,58	0,77	0,84	0,20

В результате экспериментов получено, что *YOLOv3* превосходит по точности обнаружения классический детектор Виолы–Джонса, основанный на аналитических признаках, в 4,2 раза.

В таблице 5 приведены значения индекса Жаккара и среднее значение времени обработки одного кадра для *TinyYOLOv2*, *YOLOv2* и *YOLOv3*.

Таблица 5 – Значение индекса Жаккара и среднее значение времени обработки одного кадра.

Параметр	<i>TinyYOLOv2</i>	<i>YOLOv2</i>	<i>YOLOv3</i>
Индекс Жаккара	0,35	0,50	0,60
Среднее время обработки на GPU, с	0,02	0,05	0,10

В таблице 6 представлены некоторые особенности модели сцены и эффективность нейросетевых детекторов, а на рисунке 11 представлена зависимость количества слоёв от сложности модели сцены.

Таблица 6 – Особенности модели сцены и эффективность нейросетевых детекторов.

Особенность	<i>TinyYOLOv2</i>	<i>YOLOv2</i>	<i>YOLOv3</i>
Малые размеры объекта (пример: 20 × 30)	+	+	+
Большие размеры объекта (пример: 200×500)	–	+	+
Близкое расположение малоразмерных объектов	–	–	+

В таблице 7 представлена вычислительная сложность нейросетевых детекторов.

Таблица 7 – Вычислительная сложность нейросетевых детекторов.

Название	Количество свёрточных слоёв	Вычислительная сложность (входное разрешение: 608×608 пикселей)
<i>TinyYOLOv2</i>	9	$14,8 \cdot 10^9$
<i>YOLOv2</i>	21	$62,7 \cdot 10^9$
<i>YOLOv3</i>	75	$139,5 \cdot 10^9$

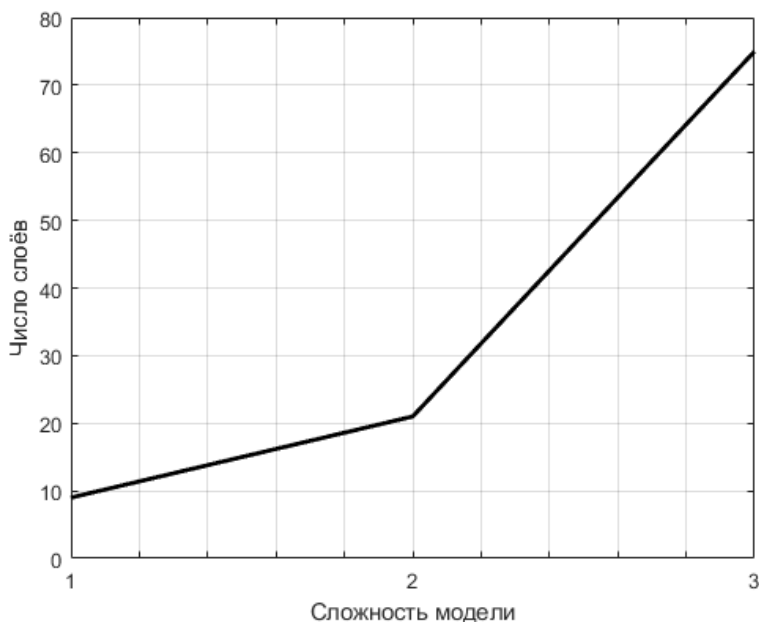


Рисунок 11 – Зависимость количества слоёв от сложности модели сцены.

По результатам исследований нейросетевых подходов можно сделать вывод, что с ростом сложности модели сцены растёт сложность архитектуры нейронной сети (число слоёв). Сложность модели можно определять, как совокупность числа и разнообразия классов, вариативность геометрических форм и размеров объектов; положение объектов в кадре и т. д.

В результате исследований было выявлено, что по критериям точности обнаружения, распознавания и скорости работы перспективным является нейросетевой детектор *YOLOv2*. На основе обученной сети *YOLOv2* получен алгоритм сопровождения нескольких объектов в условиях подвижной камеры и изменяющегося фона, блок–схема которого представлена на рисунке 12.

Принцип работы алгоритма сопровождения выглядит следующим образом:

- На первом кадре каждому обнаруженному объекту присваивается уникальный идентификатор. Кадр, в котором объекты не были обнаружены, пропускается.
- Если кадр не является первым и инициализация выполнена успешно, то выполняется поиск соответствий между обнаруженными и сопровождаемыми объектами.

Для выполнения взаимно-однозначного соответствия используется алгоритм Куна–Манкреса, входными параметрами которого являются: координаты объектов в предыдущем кадре; координаты объектов в текущем кадре; идентификаторы объектов. Метод Куна–Манкреса оперирует матрицей штрафных значений C . В качестве элементов матрицы C используется

расстояние Евклида между центрами всех ограничивающих прямоугольников текущего и предыдущего кадров.



Рисунок 12 – Схема алгоритма сопровождения нескольких объектов.

Недостатком алгоритма является отсутствие механизма отслеживания момента исчезновения и появления одного и того же объекта из поля зрения камеры. В связи с этим, возможны две ситуации, требующие дополнительной обработки:

- количество объектов в текущем кадре уменьшилось по сравнению с предыдущим;
- количество объектов в текущем кадре увеличилось по сравнению с предыдущим.

Для обработки обоих случаев предложено применять сравнение гистограмм изображений объектов. Принцип работы выглядит следующим образом:

- Если число сопровождаемых объектов уменьшилось, то гистограмма изображения внутри ограничивающего прямоугольника и идентификатор объекта, который исчез из поля зрения камеры, заносятся в память.
- Если число сопровождаемых объектов увеличилось, то производится сравнение гистограмм исчезнувших объектов. Если не удаётся идентифицировать объект, ему присваивается новый порядковый номер.

В результате экспериментов в рассматриваемом алгоритме для сравнения гистограмм была выбрана метрика – расстояния Бхаттачария:

$$d_B(H_1, H_2) = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^N \sqrt{H_1(i)H_2(i)}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N H_1^2(i) \sum_{i=1}^N H_2^2(i)}}},$$

где H_1 и H_2 цветные гистограммы объектов. Значения этой метрики, близкое к 0, соответствует полному совпадению сравниваемых гистограмм, в случае полного несоответствия значение расстояния стремится к 1.

Для коррекции траектории группы объектов применяется рекурсивный фильтр, который является сочетанием линейного и нелинейного фильтров. Для оценки производительности предложенного алгоритма выбраны метрики, которые оценивают корректность присвоения уникальных идентификаторов объектам в процессе сопровождения: точность и полнота.

Для оценки точности локализации объектов были выбраны следующие метрики: индекс Жаккара и абсолютная погрешность локализации.

Для тестирования эффективности работы алгоритма были выбраны 20 видеопоследовательностей с различными сценариями поведения объектов и камеры: исчезновение и появление одного объекта в поле зрения камеры; поворот камеры; неподвижные объекты; появление новых объектов; движение нескольких объектов; плотное движение группы объектов относительно друг друга; исчезновение объекта из поля зрения камеры на длительное время; пересечение траекторий объектов и др.

Для сравнения производительности предложенного алгоритма были выбраны два алгоритма сопровождения объектов: «*IOU Tracker*» и модифицированный алгоритм «*TLD*» (*Tracking–Learning–Detection*). В алгоритме «*IOU Tracker*» для установления взаимно-однозначного соответствия между движущимися объектами от кадра к кадру применяется индекс Жаккара. В качестве обнаружителя объектов была использована свёрточная нейронная сеть *YOLOv2*.

Алгоритм «*TLD*» предназначен для сопровождения одного объекта, поэтому при инициализации для каждого объекта в кадре создавался свой экземпляр «*TLD*» и присваивался уникальный идентификатор. Инициализация выполнялась на первом кадре с помощью свёрточной нейронной сети *YOLOv2*.

Экспериментальные результаты предложенного алгоритма сопровождения группы объектов (АСГО) на 20 тестовых видеопоследовательностях приведены в таблицах 8 и 9.

Таблица 8 – Среднее значение точности и полноты алгоритмов на 20 тестовых видеопоследовательностях.

	Точность			Полнота		
	<i>АСГО</i>	<i>IOU Tr.</i>	<i>TLD</i>	<i>АСГО</i>	<i>IOU Tr.</i>	<i>TLD</i>
Среднее значение	0,95	0,94	0,67	0,94	0,46	0,74

Таблица 9 – Среднее значение индекса Жаккара и абсолютной погрешности локализации (Δ) алгоритмов на 20 тестовых видеопоследовательностях.

Видео	Индекс Жаккара			Δ , пиксель		
	<i>АСГО</i>	<i>IOU Tr.</i>	<i>TLD</i>	<i>АСГО</i>	<i>IOU Tr.</i>	<i>TLD</i>
Среднее значение	0,7	0,7	0,56	4,9	5,6	25

На рисунке 13 представлены результаты работы предложенного алгоритма сопровождения.

В четвёртой главе предложен алгоритм обнаружения и сопровождения наземных объектов на последовательности аэрофотоснимков в условиях сложной фоно-целевой обстановки. Обучен селектор объектов на сложном фоне на основе свёрточной нейронной сети *YOLOv2* и разработан набор обучающих данных, обеспечивший высокую точность обнаружения по сравнению с алгоритмом Виолы–Джонса. Выявлена зависимость сложности структур свёрточных нейронных сетей семейства *YOLO* от сложности модели сцены, включающей сложный фон и наземные обнаруживаемые и распознаваемые объекты при наблюдении с борта летательного аппарата.

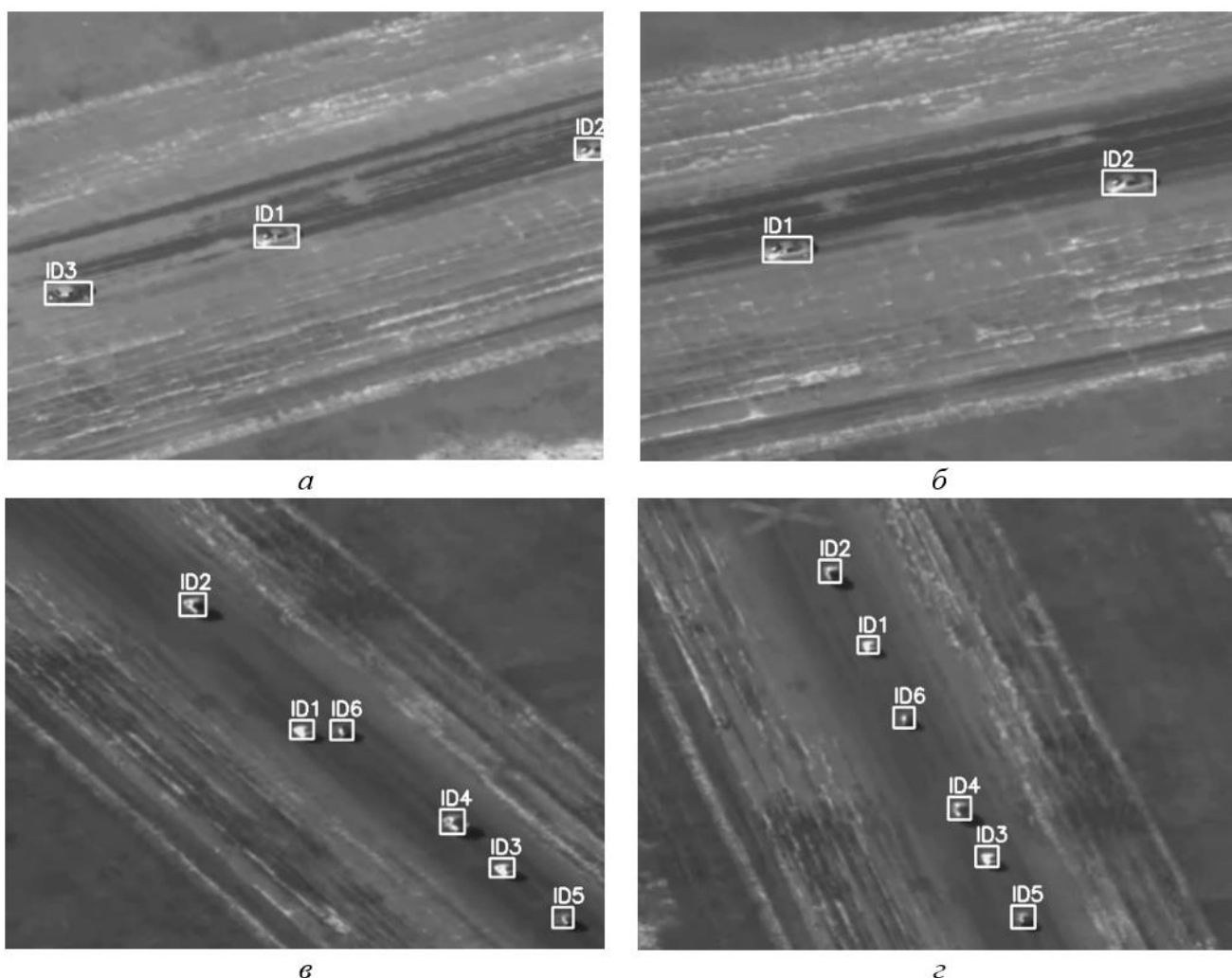


Рисунок 13 – Результат работы АСГО на тестовых последовательностях: *а, б* – видео 1, кадры 131 (*а*) и 326 (*б*); *в, г* – видео 6, кадры 23 (*в*) и 216 (*г*).

Для установления взаимно-однозначного соответствия между обнаруженными и сопровождаемыми объектами от кадра к кадру применяется алгоритм Куна–Манкреса; для обработки ситуаций выхода одного из объектов из кадра применяется сравнение цветовых гистограмм.

По результатам проведённых исследований показано, что предложенный алгоритм превосходит алгоритмы «*TLD*» и «*IOU Tracker*», поскольку позволяет сопровождать более одного объекта и корректно решить проблему с исчезновением объекта из поля зрения камеры.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основные результаты работы. В ходе исследований получены следующие результаты:

1. Разработан нейросетевой метод обнаружения ИКО на звёздном фоне и выполнена оценка его помехоустойчивости и сложности реализации для применения в бортовом вычислителе.

2. Разработан метод адаптации кадровой частоты фотоприёмника.

3. Разработан нейросетевой метод адаптивного кодирования изображений в задачах автоматического обнаружения ИКО.

4. Разработан нейросетевой метод обнаружения, распознавания и сопровождения группы наземных объектов с борта летательного аппарата в условиях сложной фоно-целевой обстановки.

В рамках первой задачи синтезированы оптимальные алгоритмы селекции ИКО в присутствии фоновых объектов (звёзд) и шума по признаку скоростного смаза и разработан квазиоптимальный алгоритм на основе свёрточной нейронной сети *YOLO*, который в области достаточно малых значений риска в диапазоне от 10^{-2} до 10^{-4} при числе слоёв не менее 9 по помехоустойчивости не уступает оптимальному алгоритму.

В рамках второй задачи предложен алгоритм адаптации телевизионной системы наблюдения за ИКО на больших дистанциях. Разработанный метод позволяет на порядок расширить диапазон дальности обнаружения ИКО.

В рамках третьей задачи разработан нейросетевой метод адаптивного кодирования изображений в задачах автоматического обнаружения ИКО. Синтезирована структура бортовой телевизионной системы для адаптивного кодирования видеопоследовательностей для повышения сжатия сигнала без потери информации о доминантном сигнале с помощью разделения изображения на доминантную и фоновую области. Для наблюдения изображения КА на средних дистанциях сжатие с разделением на область доминантного объекта и фона позволило увеличить коэффициент сжатия на порядок.

В рамках четвёртой задачи разработан и исследован метод обнаружения, распознавания и сопровождения группы объектов на аэрофотоснимках, полученных с борта летательного аппарата. Полученный метод селекции наземных объектов на сложном фоне на основе свёрточной нейронной сети *YOLO* позволяет обеспечить высокую вероятность правильного обнаружения, которая выше в 4,2 раза по сравнению с алгоритмом Виолы–Джонса. Выявлена зависимость сложности архитектуры сети от сложности наблюдаемой сцены.

Получены оценки быстродействия и аппаратных затрат, приемлемых для бортовой реализации. На основе нейросетевого обнаружителя *YOLOv2* синтезирован алгоритм сопровождения, который показал лучшие результаты по сравнению с алгоритмом «*TLD*» (превосходит его по значению абсолютной погрешности локализации в 5,2 раза) и алгоритмом «*IOU Tracker*» (превосходит по значению метрики «Полнота» в 2 раза).

Результаты работы внедрены в ряде НИР АО «НИИ телевидения» и АО «ЛМО», а также в учебный процесс СПбПУ Петра Великого.

Таким образом, совокупность выводов и научных положений показывает, что поставленная задача разработки и исследования методов автоматической селекции, классификации и сопровождения искусственных космических и наземных объектов, адаптивное сжатие видеоинформации на основе принципа доминантной информации решена.

СПИСОК ОПУБЛИКОВАННЫХ РАБОТ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК России

1. Павлов, В. А. Применение свёрточных нейронных сетей для обнаружения и распознавания искусственных космических и наземных объектов / В. А. Павлов // Радиотехника. – 2019. – Т. 83. – № 12(20). – С. 58–67.

2. Павлов, В. А. Классификация малоразмерных изображений космических объектов по признакам движения с помощью обучаемого алгоритма / А. К. Цыцулин, А. В. Морозов, А. И. Бобровский, Ю. В. Баскакова, В. А. Павлов // Вопросы радиоэлектроники. Серия Техника телевидения. – 2018. – № 3. – С. 72–80.

3. Павлов, В. А. Адаптация кадровой частоты к этапам наблюдения в системе контроля сближения космических аппаратов [Текст] / А. К. Цыцулин, А. В. Девяткин, А. И. Бобровский, А. В. Морозов, Д. Л. Горшанов, В. А. Павлов // Вопросы радиоэлектроники. Серия Техника телевидения. – 2019. – № 1. – С. 31–38.

4. Павлов, В. А. Адаптивное кодирование изображений, делимых на доминантный объект и фон [Текст] / А. К. Цыцулин, В. А. Павлов, А. И. Бобровский, А. В. Морозов, И. А. Зубакин // Вопросы радиоэлектроники. Серия Техника телевидения. – 2019. – № 3. – С. 75–85.

5. Павлов, В. А. Информационные оценки в задачах обнаружения – оценивания – передачи сигнала в космическом телевидении [Текст] / А. К. Цыцулин, В. А. Павлов, А. И. Бобровский, А. В. Морозов // Вопросы радиоэлектроники. Серия Техника телевидения. – 2019. – № 3. – С. 61–74.

6. Павлов, В. А. Выбор архитектуры нейронной сети для обнаружения и классификации изображений космических объектов [Текст] / А. И. Бобровский, А. В. Морозов, А. Г. Чепелев, В. А. Павлов, В. В. Галанов // Вопросы радиоэлектроники. Серия Техника телевидения. – 2020. – № 1. – С. 64–73.

7. Павлов, В. А. Применение свёрточной нейронной сети для сопровождения объектов на последовательности аэрофотоснимков [Текст] / С. Б. Макаров, А. И. Бобровский, В. А. Павлов, А. К. Безбородов // Вопросы радиоэлектроники. Серия Техника телевидения. – 2020. – № 2. – С. 3–18.

8. Павлов, В. А. Применение свёрточных нейронных сетей для автоматической селекции малоразмерных искусственных космических объектов на оптических изображениях звёздного неба [Текст] / А. К. Цыцулин, А. И. Бобровский, А. В. Морозов, В. А. Павлов, М. А. Галеева // Оптический журнал. – 2019. – Т. 86. № 10. – С. 30–38.

9. Павлов, В. А. Помехоустойчивость классификации объектов по признаку скоростного смаза [Текст] / А. К. Цыцулин, В. А. Павлов, А. И. Бобровский, А. В. Морозов, В. А. Рогачёв // Вопросы радиоэлектроники. Серия Техника телевидения. – 2020. – № 3. – С.53–67.

Публикации в изданиях, индексируемых в Scopus

10. Pavlov, V. Automatic detection of objects on star sky images by using the convolutional neural network [Текст] / A. Bobrovsky, M. Galeeva, A. Morozov, V. Pavlov, A. Tsytulin // Journal of Physics: Conference Series. – 2019. – № 1236. – С. 1–6.

11. Pavlov, V. Adaptation of frame frequency to observation stages at control of spacecraft convergence [Текст] / A. Devyatkin, A. Tsytulin, A. Bobrovsky, A. Morozov, D. Gorshanov, V. Pavlov // Journal of Physics: Conference Series. – 2019. – № 1236. – С. 1–4.

12. Pavlov, V. A. Detection and recognition of objects on aerial photographs using convolutional neural networks [Текст] / V. A. Pavlov, M. A. Galeeva // Journal of Physics: Conference Series. – 2019. – № 1326. – С. 1–6.

13. Pavlov, V. A. Taking into Account Noise and Background Information During Transmitting of Decisions on Signal Detection-Estimation [Текст] / A. K. Tsytulin, A. V. Morozov, A. I. Bobrovsky, V. A. Pavlov, M. A. Galeeva // IEEE International Conference on Electrical Engineering and Photonics (EExPolytech), St. Petersburg, Russia. – 2019. – С.124–127.

Свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ

14. Свид. 2019616555 Российская Федерация. Свидетельство об официальной регистрации программы для ЭВМ. Программа для сжатия фрагментов изображения с разным коэффициентом сжатия для доминантной и фоновой информации с автоматической селекцией с сегментацией доминантной информации / А. К. Цыцулин, А. И. Бобровский, В. А. Павлов, И. А. Зубакин; заявитель и правообладатель Акционерное общество "Научно-исследовательский институт телевидения". – № 2019616555; заявл. 13.05.2019; опубл. 24.05.2019, Реестр программ для ЭВМ. – 8 с.

Другие статьи и материалы конференций

15. Павлов, В. А. Реализация модуля сопровождения объектов в видеопотоке, получаемом с летательного аппарата [Текст] / В. А. Павлов, С. В. Завьялов, С. В. Волвенко // Неделя науки СПбПУ 2015. Материалы научного форума с международным участием. Институт физики, нанотехнологий и телекоммуникаций. – 2015. – С. 66–69

16. Павлов, В. А. Реализация программного модуля сопровождения объектов в видеопотоке с беспилотного летательного аппарата [Текст] / В. А. Павлов,

С. В. Завьялов, С. П. Нужный, С. В. Волвенко // Доклады 18-й международной конференции Цифровая обработка сигналов и ее применение – DSPA–2016, Москва. – 2016 – № 18, – Т. 2. – С. 629–633.

17. Павлов, В. А. Применение свёрточной нейронной сети для обнаружения и сопровождения нескольких объектов в видеопотоке с борта летательного аппарата [Текст] / В. А. Павлов, С. С. Крылов, А. И. Бобровский // Материалы 15-й международной конференции «Телевидение: передача и обработка изображений» 2018. – С. 138–140.

18. Павлов, В. А. Алгоритм классификации малоразмерных изображений космических объектов по признакам движения [Текст] / А. В. Морозов, А. И. Бобровский, Ю. В. Баскакова, В. А. Павлов // Пулково-2018. Тезисы докладов. – 2018. – С. 30.