

На правах рукописи

Грицкевич Иван Юрьевич

**ИССЛЕДОВАНИЕ И РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ РЕАЛИЗАЦИИ
И ОБРАБОТКИ МАЛОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ
В УСЛОВИЯХ ОГРАНИЧЕННОЙ ВИДИМОСТИ**

2.2.13. Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Санкт-Петербург – 2025

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М. А. Бонч-Бруевича».

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор,
профессор кафедры цифрового телевидения и
метрологии
Гоголь Александр Александрович

Официальные оппоненты: **Корнышев Николай Петрович,**
доктор технических наук, доцент,
Новгородский государственный университет им.
Ярослава Мудрого, кафедра радиосистем, профессор

Мотыко Александр Александрович,
кандидат технических наук, доцент,
Санкт-Петербургский государственный
электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В.И.
Ульянова (Ленина), кафедра телевидения и
видеотехники, доцент

Ведущая организация: Акционерное общество «Научно-исследовательский
институт телевидения», г. Санкт-Петербург

Защита состоится 17 сентября 2025 г. в 15:00 на заседании диссертационного совета 55.2.004.01, созданном на базе Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича», по адресу: г. Санкт-Петербург, пр. Большевиков, д. 22, корп. 1, ауд. 554/1.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке СПбГУТ по адресу: г. Санкт-Петербург, пр. Большевиков, д. 22, корп. 1 и на сайте www.sut.ru.

Автореферат разослан 16 июля 2025 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета 55.2.004.01,
кандидат технических наук, доцент

А.Г. Владыко

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. Качество изображений в условиях ограниченной видимости (низкая освещенность, атмосферные помехи, окклюзии), особенно в инфракрасном (ИК) диапазоне, резко снижается из-за низкого отношения сигнал/шум (ОСШ), а также недостаточного динамического диапазона и наличия артефактов. Это существенно затрудняет анализ сцен из решения задач обнаружения, распознавания и сопровождения объектов.

Под «ограниченной видимостью» понимаются условия наблюдения, когда контраст между объектом и фоном слабый (объект наблюдения сложно отличим от фона), что усложняет их распознавание.

Традиционные методы повышения контрастности изображений, такие как гистограммная эквализация, гамма-коррекция, линейное контрастирование и ретинекс, не учитывают локальные особенности изображений, что приводит к усилению шума, потере мелких деталей и возникновению артефактов. Из вышеперечисленных методов наилучший результат даёт контрастно-ограниченная адаптивная эквализация гистограммы. Однако и этот метод имеет недостатки, связанные с артефактами (блочность, ореолы) и сложностью выбора параметров локальной обработки.

Современные нейросетевые подходы, демонстрирующие высокую эффективность в задачах улучшения качества изображений, требуют значительных вычислительных ресурсов и больших объемов исходных данных, что ограничивает их применение во встраиваемых системах реального времени.

Разработка адаптивных методов локального повышения контрастности, реализует гибридный подход, при котором параметры адаптивных алгоритмов локального контрастирования автоматически регулируются нейронной сетью. Учёт локальных и глобальных характеристик изображения позволяет преодолеть ограничения классических и нейросетевых методов улучшения качества изображений. При этом решение данной задачи обеспечивает существенное повышение точности обнаружения малоконтрастных объектов в условиях ограниченной видимости.

Степень разработанности темы исследования. Проблеме обработки малоконтрастных изображений в условиях ограниченной видимости посвящены работы как отечественных, так и зарубежных авторов: Ю. И. Белоусова, П. С. Баранова, А. А. Гоголя, Н. А. Обуховой, Ю. С. Сагдулаева, А. К. Цыцулина, А. А. Храмичева, Г. И. Вишневого, D. Chandler, D. Doermann, A. Bovik, E. Simoncelli, H. Sheikh, J. Kumar, L. Zhang, P. Ye, Z. Wang.

Объект исследования. Методы и алгоритмы повышения контрастности изображений в условиях ограниченной видимости.

Предмет исследования. Обработка малоконтрастных цифровых изображений, направленная на повышение достоверности распознавания объектов.

Целью исследования является повышение контрастности и точности обнаружения объектов в режиме реального времени с учётом особенностей получателя информации (человека, нейронных сетей, элементов искусственного интеллекта). Для достижения поставленной цели были сформулированы и выполнены следующие **основные задачи**:

1. Разработка методики оценки качества изображений для адаптации алгоритмов увеличения контраста.
2. Разработка новых быстродействующих методов конвейерного и параллельного вычисления адаптации изображений с использованием программируемых логических интегральных схем (ПЛИС).
3. Комплексные эксперименты и исследования вновь разработанных методов.
4. Внедрение результатов диссертационной работы.

Научная новизна результатов исследования заключается в следующем:

1. Разработан новый гибридный метод локального контрастирования, в котором параметры обработки (размер окна, порог ограничения контраста) динамически определяются с использованием сверточной нейронной сети на основе анализа яркостных и текстурных особенностей с учётом нестационарных фонов, обеспечивающий минимизацию артефактов.
2. Введены новые метрики качества изображений, основанные на анализе локальных контрастных изменений и учитывающие параметры человеческого восприятия и особенности применения элементов ИИ.
3. Разработана модель параллельной обработки изображений на ПЛИС, обеспечивающая сокращение времени обработки при сохранении точности восстановления изображений.
4. Разработана легковесная архитектура сверточной нейронной сети (включающая сверточные и полносвязные слои с активацией ELU и пропускными соединениями) для регрессии оптимальных параметров алгоритма локального контрастирования изображений, обученная минимизировать безэталонную метрику качества и оптимизированная для аппаратной реализации на ПЛИС.

Теоретическая и практическая значимость. Теоретическая значимость работы заключается в разработке гибридного метода управления параметрами контрастирования, которое осуществляется нейронной сетью на основе анализа текстурных и частотных характеристик изображения, что обеспечивает адаптацию к сложным и нестационарным условиям наблюдения.

Практическая значимость работы определяется реализацией повышения контраста объектов изображений, полученных в видимом и ИК-диапазонах спектра и достоверностью их распознавания с использованием искусственного интеллекта.

Внедрение результатов диссертационной работы подтверждено 4 актами внедрения (акт №1 – АО «ЦКБ Фотон», акт №2 – АО «КБП им. академика А.Г. Шипунова», акт №3 – АО «НТЦ Элинс», акт №4 – ПАО Красногорский завод им. С.А. Зверева).

Методология и методы исследования. Проведённые в работе исследования выполнены на положениях статистической теории связи (кумулятивные и интегральные функции распределения), теории вероятностей, дискретно косинусного преобразования, преобразования Фурье. Расчёт сложных моделей и результатов аппроксимаций и нахождение корней для преобразований включал в себя использование численных методов (метод Лагранжа). Прикладным программным пакетом был выбран Матлаб.

Положения, выносимые на защиту:

1. Алгоритм, основанный на модификации метода локальной эквализации гистограмм с динамическим определением размера локальной области обработки и адаптацией параметра ограничения контрастности к оцененному уровню шума, обеспечивает снижение артефактов в 2 раза для всего изображения и его деталей по сравнению с классическими методами гистограммной эквализации.

2. Гибридный метод, сочетающий адаптивное согласование динамических диапазонов и локальное контрастирование, параметры которого автоматически настраиваются с помощью легковесной сверточной нейронной сети на основе анализа изображения, увеличивает объективные показатели качества для малоконтрастных изображений в условиях ограниченной видимости в 1,5 раза.

3. Реализация на ПЛИС разработанного гибридного алгоритма локального контрастирования, где легковесная сверточная нейронная сеть выполняет регрессию оптимальных параметров обработки для нейросетевых алгоритмов последующего анализа (например, детектирования), обеспечивает 6-кратное увеличение количества распознаваемых объектов при 20-кратном уменьшении времени обработки изображений.

4. Гибридный метод, объединяющий адаптивное локальное контрастирование с автоматической регулировкой его параметров при использовании сверточной нейронной сети, обеспечивает в задачах поиска людей 4-х кратное увеличение количества обнаружений и 15-кратное ускорение поиска по сравнению с результатами базового алгоритма локального контрастирования.

Степень достоверности и апробация результатов. Достоверность полученных результатов подтверждена результатами аналитических расчётов и реализацией новых алгоритмов обработки реальных изображений. Результаты, полученные в ходе выполнения исследования, не противоречат ранее полученным данным, опубликованным в открытых источниках.

Апробация работы. Результаты работы докладывались и обсуждались на следующих научно-практических конференциях: III Международная научная конференция по проблемам управления в технических системах (ПУТС–2019) (Санкт-Петербург, 2019); «Актуальные проблемы инфо-телекоммуникаций в науке и образовании» (АПИНО–2021) (Санкт-Петербург, 2021); «Актуальные проблемы радио- и кинотехнологий. V Международная научно-технической конференции, посвященной 140-летию со дня рождения выдающегося физика и создателя первой русской усилительной радиолампы Н.Д. Папалекси» (Санкт-Петербург, 2020); «Подготовка профессиональных кадров в магистратуре для цифровой экономики» (Санкт-Петербург, 2020).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 22 работы: в рецензируемых изданиях из перечня ВАК – 8; в других изданиях – 14, из них патентов – 6.

Соответствие паспорту научной специальности. Диссертационная работа соответствует пунктам 5, 7, 10 научной специальности 2.2.13. Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения. Проведённые исследования соответствуют формуле специальности.

Личное участие соискателя. Все научные результаты получены соискателем лично.

Структура и объём работы. Диссертация состоит из введения, 4 глав, заключения, списка литературы (84 источника), списка аббревиатур и 4 приложений. Полный объем диссертации составляет 157 с., включая 77 рисунков и 8 таблиц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обосновывается актуальность темы, формулируются цель, задачи, теоретическая и практическая ценность исследования, приводятся положения, выносимые на защиту.

В первой главе проведён анализ современных методов обработки малококонтрастных изображений и возникающих при этом проблем распознавания изображений объектов; выявлены проблемы и недостатки существующих методов.

Во второй главе приведено описание разработанных методов обработки изображений и методов оценки их качества с целью автоматического подбора значений начальных параметров.

Разработан гибридный метод адаптивного локального контрастирования (АЛК), где CNN (сверточная нейронная сеть) автоматически определяет оптимальные параметры (размер окна r , порог отсечения T_c). Входами CNN служат изображение и локальные характеристики: энтропия $H(x, y)$ (2), доля ВЧ-информации $RHF(x, y)$ (3), безэталонная оценка качества $E(x, y)$ (4). Архитектура включает ветви для регрессии параметров. Обучение CNN на $>200\,000$ изображений (видимый/ИК диапазоны) направлено на минимизацию безэталонной метрики качества обработанного изображения.

Динамическое скользящее окно. Размер окна $r(x, y)$ (Рисунок 1) адаптивно изменяется для баланса между сохранением деталей и подавлением шума. Для минимизации артефактов на границах областей с разными r используется взвешенное объединение (1), обеспечивающее плавный переход.

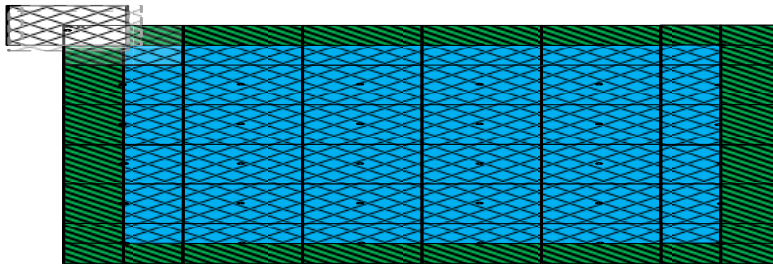


Рисунок 1 – Скользящее окно по кадру

На границе областей с разными размерами окон r_1 и r_2 соседние пиксели (x, y) и $(x+1, y)$ обрабатываются в окрестностях $\Omega_{r_1}(x, y)$ и $\Omega_{r_2}(x+1, y)$. Разность их выходных значений $I'_{r_1}(x, y) - I'_{r_2}(x+1, y)$ обусловлена различием гистограмм в этих окрестностях. При значительном перекрытии окон разность мала.

Для минимизации пограничного эффекта используется взвешенное объединение:

$$I'(x, y) = \alpha(x, y) \cdot I'_{r_1}(x, y) + (1 - \alpha(x, y)) \cdot I'_{r_2}(x, y), \quad (1)$$

где $\alpha(x, y)$ ($0 \leq \alpha \leq 1$) – весовой коэффициент, плавно изменяющийся вблизи границы.

Динамическое окно обеспечивает локально-адаптивное контрастирование. Плавное изменение $r(x, y)$ и взвешенное объединение минимизируют артефакты на границах. Существует непрерывный переход от Γ при $r_{\min} = 0$ (нет обработки) к глобальному контрастированию при $r_{\max}$.

Адаптивный размер окна. Выбран размер окна $r(x, y)$ в каждой точке изображения (Рисунок 2).

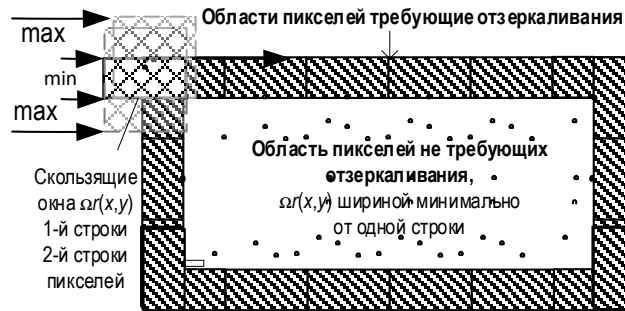


Рис. 2. Обработка изображения «скользящим окном» $\Omega r(x, y)$

При промежуточных размерах окна возникает компромисс: меньший радиус лучше сохраняет мелкие текстуры (усиливает их контраст), но повышает шум. Предлагается использовать локальную энтропию, частотные характеристики и результаты безэталонной оценки качества как количественные показатели, определяющие размер окна. Обработка изображений производится в соответствии с алгоритмом.

Локальная энтропия. Локальная энтропия $H(x, y)$ в окрестности пикселя (x, y) характеризует информационное разнообразие яркости пикселей в этой области. Формула для расчета локальной энтропии Шеннона:

$$H\Omega r(x, y) = \sum_{i=0}^N p_i \log(p_i), \quad (2)$$

где p_i – относительная частота яркости i в окрестности $\Omega r(x, y)$, i – уровни яркости.

Функция локальной энтропии:

- оценка неоднородности: энтропия показывает, насколько разнообразны уровни яркости в локальной области;
- минимальное значение ($H = 0$): соответствует однородной области, где все пиксели имеют одинаковую яркость;
- максимальное значение: энтропия достигает максимума при равномерном распределении яркостей.

Из теории информации известно: мера Хартли (энтропия источника = максимальная энтропия) – частный случай меры Шеннона (энтропия сообщения) при равновероятных символах в сообщении. Локальная энтропия используется для управления параметрами не только окна, но и контрастера. Энтропийный критерий используется для оценки неоднородности яркости в локальной

области изображения, что позволяет алгоритму адаптивно реагировать на изменения текстурных характеристик сцены и динамически выбирать параметры контрастирования.

Частотный анализ. Доля высокочастотной информации $RHF(x, y)$ (3), вычисленная через ДКП локального фрагмента, оценивает наличие деталей и шума, влияя на выбор размера окна и степени обработки.

$$RHF(x, y) = \frac{(\sum_{u,v=1}^r (u,v) \in H |F(u,v)|^2)}{(\sum_{u,v=1}^r (u,v) \in \Omega |F(u,v)|^2)}, \quad (3)$$

где u и v – индексы частот по горизонтали и вертикали, соответственно, и $r \leq u, v \leq r$; Ω – множество всех пар индексов (u, v) в пределах окна ДКП, т.е. H – множество пар индексов (u, v) , соответствующих высоким частотам и определяемое пороговым значением D , которое определяет границу между низкими и высокими частотами:

$$H = \{(u, v) \mid u^2 + v^2 > D^2\};$$

$|F(u, v)|^2$ – квадрат модуля коэффициента ДКП, представляющий собой энергию соответствующей частотной компоненты.

Выбор D зависит от размера максимального окна $r_{\max}$ обработки и максимальной частоты фона. Выбрано $D = r/2$, что соответствует половине максимальной частоты в обрабатываемом окне.

Безэталонная оценка качества. Используется модифицированная безэталонная метрика E (4), основанная на анализе статистики естественных сцен в локальных областях изображения (Рисунок 3).

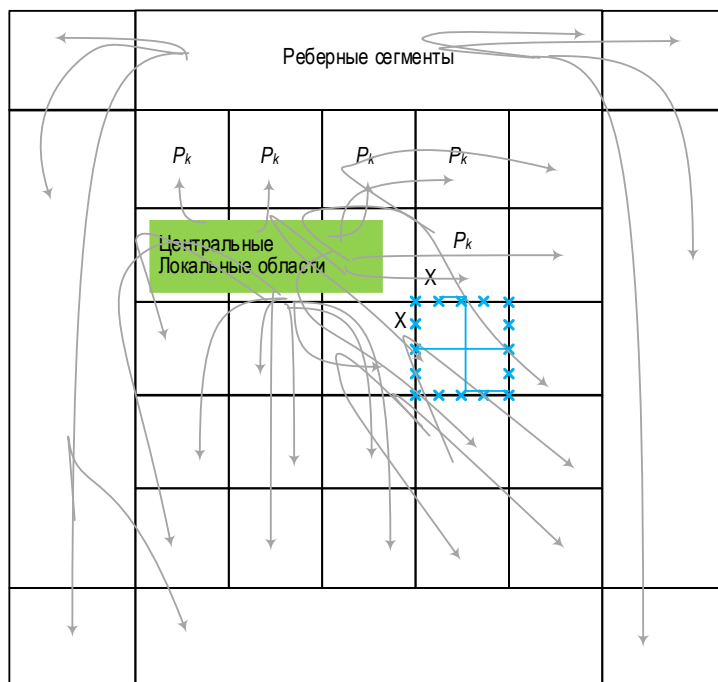


Рисунок 3 – Разбиение изображения на локальные области для оценки искажений

Результат оценки качества изображения E вычисляется как взвешенное среднее величин искажений по всем пикселям:

$$E = \frac{(\sum_{k=1}^N K_{\text{иск}}) + C_1}{(N + C_1)}, \quad (4)$$

где $K_{\text{иск}}$ – коэффициент искажения; N – число активных локальных областей в изображении, на которые было произведено разбиение; C_1 – положительная константа (в рассматриваемом случае $C_1 = 1$), которая введена для предотвращения неопределенности при знаменателе переходящем в 0; $K_{\text{иск}}$ ни в одном из вышеперечисленных случаев не превышает значения 1.

Итоговый результат оценки качества изображений определяется значениями: $0,1T < K_{\text{иск}} < T$.

Ограничение контраста. Для предотвращения чрезмерного усиления шума в однородных областях применяется адаптивное ограничение контраста с порогом T_c (6), зависящим от локальной дисперсии, оценки шума и других факторов. Размер окна дополнительно уменьшается у границ изображения и областей с резким перепадом яркости по соотношению (5).

При обработке ИК изображений, а также сюжета с широким динамическим диапазоном, в алгоритм добавлено уменьшение размера окна по строкам. У границ изображения и в областях с разной яркостью или сюжетом $\Omega r(x, y)$ окно уменьшается:

$$\Omega r(x, y) \leftarrow \Omega r(x, y) \times \frac{(1 - \alpha * ||\nabla I(x, y)||)}{\max_{\text{gradient}}} > (> \text{gradient}_{\text{threshold}}, \text{ при } ||\nabla I(x, y)|| \quad (5)$$

Для предотвращения чрезмерного усиления шума применяется адаптивное ограничение контраста с порогом T_c , вычисляемым по формуле:

$$T_c(x, y) = T_{\text{base}} \cdot (1 + \frac{\sigma_{\text{max}}}{\sigma(x, y)}) \times (1 - \frac{\text{Noisemax}}{\text{NoiseLevel}(x, y)}) \cdot \text{Weightch}(x, y), \quad (6)$$

где T_{base} – базовый порог; $\sigma(x, y)$ – локальная дисперсия; σ_{max} – максимальная дисперсия; Noisemax – максимальный уровень шума; $\text{NoiseLevel}(x, y)$ – оценка уровня шума; $\text{Weightch}(x, y)$ – хроматический контрастный вес.

Обоснование адаптации алгоритма к ИК-изображениям. Адаптация алгоритма для ИК-изображений включает: использование увеличенного размера окна, дифференцированное ограничение контраста для фона и объектов, многоуровневую обработку ВЧ/НЧ компонент для одновременного усиления контуров и сохранения распределения температур.

Адаптация алгоритма для ИК-изображений включает в себя ряд основных параметров, описанных ниже.

Размер окна. В среднем, размер окна выбирается большим, чем для изображений в видимом диапазоне, чтобы охватить больший контекст и учесть более плавные изменения яркости, характерные для ИК-изображений. Минимальный размер окна

увеличили, чтобы избежать чрезмерного усиления мелкого шума, который часто присутствует в ИК-данных.

Ограничение контраста. Для доминирующего фонового кластера гистограммы ограничение контраста устанавливается более строгим, чтобы предотвратить появление артефактов и чрезмерное усиление шума. Для малочисленных объектов ограничение контраста выбрано более мягким, так как их усиление важно для обнаружения и распознавания, и при этом не приводит к значительному увеличению общего уровня шума.

Многоуровневая обработка. Алгоритм применяется отдельно к высокочастотной компоненте изображения (детали) и к низкочастотной компоненте (глобальным градиентам температуры объектов), чтобы одновременно усилить контуры объектов и сохранить информацию о распределении их температуры.

Оптимальный размер окна $r(x, y)$ определяется итеративно, минимизируя функционал, зависящий от локальной энтропии $H(x, y)$, доли высоких частот $RHF(x, y)$ и безэталонной оценки качества предыдущего кадра $E(x, y)$:

Адаптация размера окна:

$$r_target(x, y) = (1 - \beta) * [r_min + (r_max - r_min) * (\eta(x, y) + v(x, y)) / 2] + \beta * r(x, y) * (E(x, y) / 100), \quad (7)$$

где $\eta = (H_{max} - H) / H_{max}$, $v = 1 - RHF$, β – весовой коэффициент.

У границ изображения и областей с разной яркостью/сюжетом $r(x, y)$ уменьшается:

$$r(x, y) \leftarrow r(x, y) * (1 - \alpha * \|\nabla I(x, y)\| / \max_gradient) \text{ при } \|\nabla I(x, y)\| > gradient_threshold. \quad (8)$$

Введение порога T_c (или P_max) обеспечивает липшицевость преобразования: $T(i) - T(j) \leq K|i - j|$, где K определяется $T_c/|\Omega_r|$ (Рисунок 2). Это предотвращает чрезмерное усиление шума.

Разработанный алгоритм может быть аппроксимирован нейронной сетью с ELU-активацией и skip-связями, что позволяет обучать параметры модели на заданных данных.

Внедрение III. Ключевой особенностью разработанного метода является применение нейронных сетей для автоматической настройки параметров адаптивного локального контрастирования (АЛК). Согласно универсальной теореме аппроксимации (теореме Цыбенко), любая непрерывная функция на компактном подмножестве конечномерного пространства может быть сколь угодно точно приближена нейронной сетью с одним скрытым слоем с достаточно большим числом нейронов к параметрам адаптивного локального контрастирования. Это теоретически обосновывает возможность использования нейросетей для аппроксимации нелинейных

преобразований яркости и регрессии оптимальных параметров алгоритма контрастирования, что особенно важно при обработке изображений с низкой контрастностью.

Архитектура нейросетевой модели (Рисунок 4):

1. Входной слой: принимает изображение в градациях серого или компоненты цветного изображения.
2. Общие сверточные слои: 3 сверточных слоя с фильтрами (количество которых составляет 32) и ядром 3×3 с функцией активации ELU для извлечения общих признаков из изображения.
3. Ветвь регрессии параметров: сверточные слои с глобальным усреднением; полносвязные слои; линейный выходной слой для предсказания параметров АЛК.
4. Skip connections соединяют соответствующие слои энкодера и декодера. На выходном слое используется сверточный слой для предсказания четырех параметров.

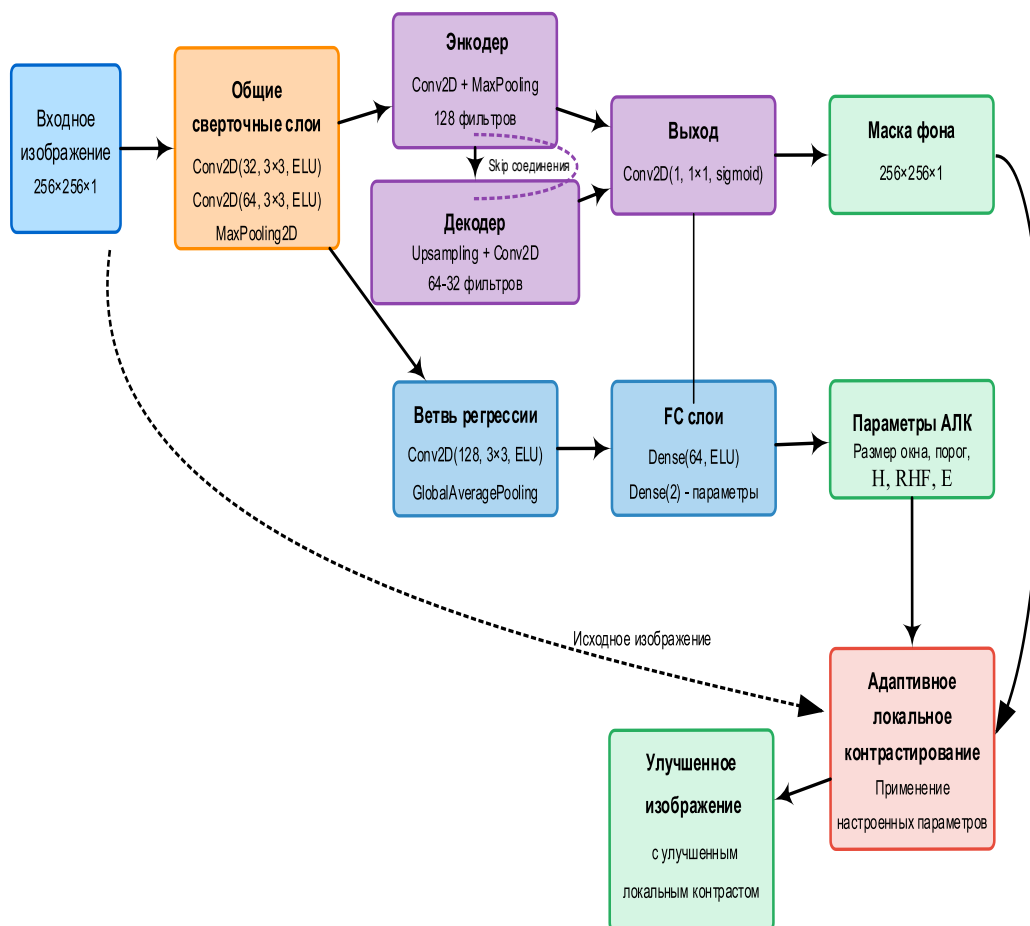


Рисунок 4 – Архитектура гибридной CNN для регулировки адаптивного локального контрастирования

Обучение нейросетевой модели (Таблица 1):

1. Прямой проход: Изображение $\rightarrow$ Нейросеть $\rightarrow$ 4 параметра $\rightarrow$ АЛК $\rightarrow$ Обработанное изображение.

2. Оценка качества: Обработанное изображение → Безэталонная оценка качества изображения → Значение оценки.

3. Расчет функции потерь: Функция потерь = Значение безэталонной оценки качества изображения (среднее по батчу).

4. Обратное распространение: Вычисление градиентов функции потерь по весам CNN через backpropagation. Градиенты определяют направление изменения весов для минимизации функции потерь.

5. Обновление весов: Оптимизатор градиентный спуск обновляет веса CNN на основе градиентов для улучшения предсказания параметров АЛК, оптимизирующих значение безэталонной оценки.

Обучающая выборка. Для обучения гибридной сети использовался датасет из более чем 200 000 изображений, охватывающий видимый и ИК спектры, а также различные условия съемки. Данные разделены по спектральному диапазону.

Данные видимого Спектра (3500 пар):

– черно-белые (1920×1200):1000 пар (солнечно / пасмурно); центральная часть изображений без сжатия;

– черно-белые (1920×1200):1500 пар (с / без поляризационного фильтра); центральная часть изображений без сжатия;

– цветные (1280×1024 HSV используется V-канал):1000 пар для каждого фильтра ЖС17 (λ 490–2700 нм), КС17 (λ 670–2800 нм) и ОС12 (λ 540–2700 нм) (цветные фильтры).

Данные инфракрасного спектра (11500 изображений): 11500 изображений с NUC (коррекция неоднородностей матриц с двумя кривыми второго порядка); для изображений 1280×1024 использовалась центральная область 640×512 (16-битные изображения).

Для ИК и видимого диапазона были обучены две отдельные модели. Обучение проводилось на двух видеокартах NVIDIA Tesla K40X и заняло около 200 000 итераций.

Обучение для видимого спектра (100 эпох):

1. Размер батча: 99 изображений (равномерная выборка по 33 изображения из каждой подкатегории видимого спектра).

2. Оптимизатор: стохастический градиентный спуск (SGD).

3. Начальная скорость обучения: 0,001 (скорость изменения коэффициентов слоев градиентного спуска).

4. Стратегия Learning Rate: Cosine annealing. Скорость обучения циклически изменяется по косинусоидальной функции, способствуя стабильности сходимости и предотвращению локальных минимумов. Параметры cosine annealing (период цикла,

минимальная и максимальная скорость обучения) были настроены эмпирически для достижения оптимальной сходимости.

5. Функция потерь: среднее значение безэталонной оценки качества по батчу. Цель – минимизация функции потерь, т.е. улучшение качества изображения по собственной метрике безэталонной оценки качества.

Таблица 1. **Параметры обучения**

Параметр	Значение	Обоснование
Эпохи	100	Обеспечивает сходимость без переобучения
Размер батча	99	Сбалансированное использование GPU
Learning rate	$1e-4 \rightarrow 1e-6$, 0,001 с циклическим снижением	Используется LROnPlateau
Оптимизатор	Стохастический градиентный спуск (SGD)	Снижение переобучения, стабильность
Функция потерь	Среднее значение безэталонной оценки качества по батчу	Универсальность, не требует разметки
Инициализация	Xavier Uniform	Оптимальна для ELU
Активация	$ELU(\alpha = 0,1)$	Предотвращает затухание градиента
Регуляризация	Dropout 0,3 (в полносвязных слоях)	Устойчивость к переобучению
Аугментации	Различие выборок данных	Повышение обобщающей способности
Набор данных, изображений без меток	$> 3,500$ видимого спектра $> 11,500$ ИК	Аэрофотосъемка $1920 \times 1200 / 1280 \times 1024$, ИК кадры

В качестве функции активации в сверточных слоях используется экспоненциальная линейная функция (ELU), которая, в отличие от ReLU, позволяет получать и отрицательные выходные значения, что полезно для представления информации о контрасте. На выходе сети формируется вектор значений, полученных нейронной сетью.

Выбор данных характеристик (H, RHF, E) обусловлен их способностью отражать локальную сложность, текстуру, уровень шума и общую структуру изображения, что критично для адаптации к нестационарным условиям видимости. Непрерывность и дифференцируемость H, RHF, E позволяют эффективно использовать их как для регрессии параметров (r , T_s) нейросетью, так и в качестве компоненты функции потерь при ее обучении.

В третьей главе основное внимание уделено разработанной архитектуре на ПЛИС.

Алгоритм работы гибридного алгоритма (структурная схема реализации алгоритма на ПЛИС (Рисунок 5)):

1. Входной интерфейс буферизует строку изображения в BRAM.
2. Данные после NUC (коррекции) параллельно идут на CNN (для параметров) и на расчет локальных характеристик.
3. Легковесная CNN передает начальные параметры (r – размер окна, T_c – порог, значения H – энтропия, RHF – частотный, E – значение оценки качества кадра для алгоритма АЛК, к которым следует стремиться при обработке). Архитектура: три сверточных слоя (Conv2D) с небольшим количеством фильтров (32–64) и ядром 3×3 . Для реализации применяются таблицы перекодировки, используется арифметика с фиксированной точкой. Вычисляются локальные характеристики (энтропия, RHF, дисперсия) для обрабатываемой области строки.
4. АЛК использует параметры от CNN и локальные характеристики для оценки/эквализации яркости пикселя в адаптивном окне.
5. Уточняется яркость пикселя, и в конце кадра вычисляется безэталонная оценка качества E . Безэталонная оценка (для следующего кадра): вычислить $Q_prev(x, y)$ для каждой точки (x, y) на основе величины искажения K в соответствующей локальной области P_k (Рисунок 3) обработанного изображения $I'(t)$.
6. Обработанные пиксели заполняют выходной буфер (BRAM) для вывода или передачи в ОЗУ.

Целевая платформа – ПЛИС Xilinx Kintex-7 XC7K325T.

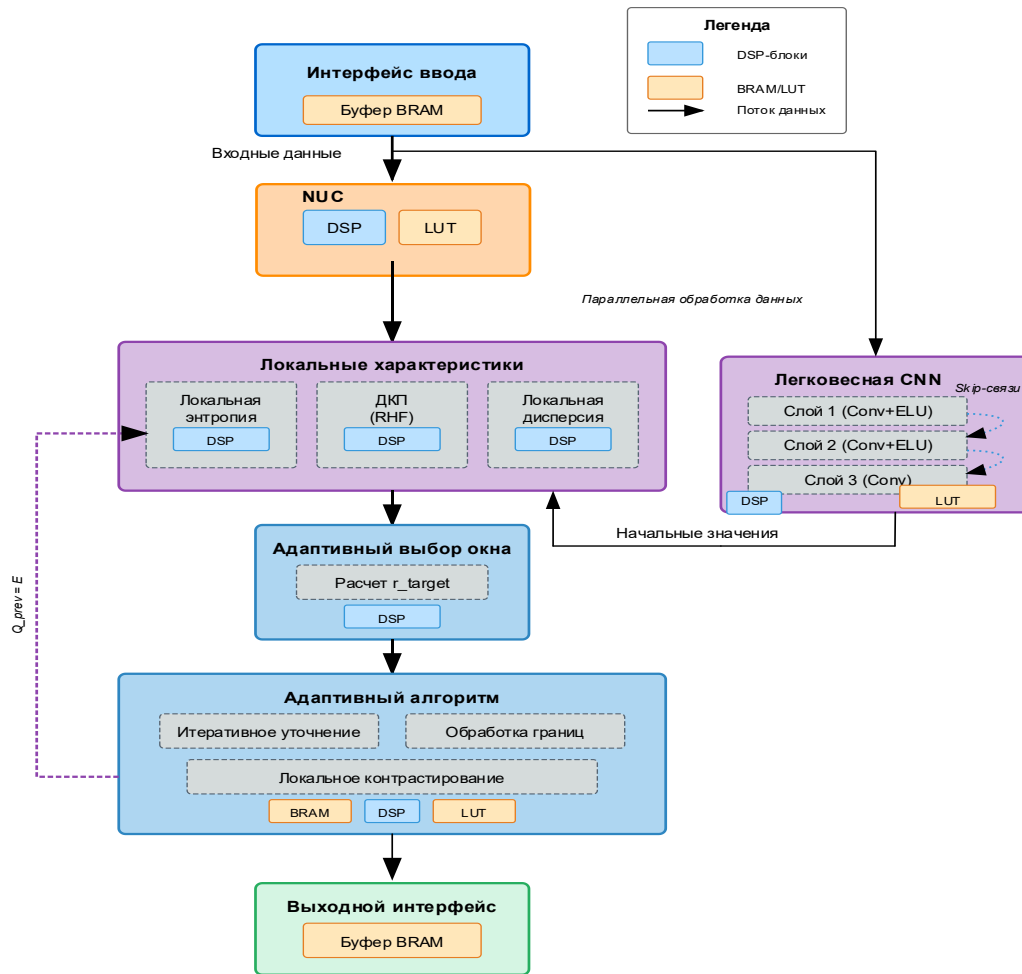


Рисунок 5 – Структурная схема реализации гибридного алгоритма на ПЛИС

Производительность. Алгоритм с CNN: > 60 кадров/с для изображений 1920x1080. Упрощенный алгоритм (без CNN): > 120 кадров/с для изображений 1920x1080. Упрощенная CNN: позволяет дополнительно увеличить производительность (при незначительном снижении качества обработки).

Потребление ресурсов: менее 70% ресурсов ПЛИС (полный алгоритм); менее 40% (упрощенный алгоритм).

Энергопотребление: < 5 Вт. При mAP = 0,4 ошибка ε составляет не более 0,05 – это соответствует выборке из 20000 изображений (в 20 раз больше 1/0,05). Ошибка ε , тестовая выборка $\geq 1/\varepsilon$.

Для экспертной оценки качества использовался метод парного сравнения согласно рекомендацией МСЭ-R ВТ.500-11(06/02), в котором экспертам предлагалось выбрать изображение с лучшим контрастом из пары, включающей результат работы предложенного алгоритма и результат одного из следующих методов: CLANE с параметрами, указанными в оригинальной работе; Multi-Scale Retinex.

Сравнение производительности и результаты. Проведено сравнение производительности разработанного алгоритма (включая варианты с CNN) с аналогами на ПЛИС (Таблицы 2 и 3).

Таблица 2. Сравнение реализаций локального контраста на ПЛИС

Сравниваемый параметр	Метод обработки			
	Метод_Ag	Метод_Kl	Метод_clahe1 (один поток) [5]	Метод_clahe2 (два потока) [20]
Поток, Мpix/c (при частоте)	61 (209.6Mhz)	62 (69 Mhz)	60.6 (200 Mhz)	118.19 (200 Mhz)
Частота кадров, разрешение 1920*1080 пикс	33 fps	33.3fps	29.224 fps	57 fps
Количество используемой памяти ПЛИС	(256+64)*10 Kb	16*18 KB	96*10kb	104*10kb
Количество логики (унифицир. LEs)	64246Les(32123 Luts) (640*480)	10723Les(4 766) (640*480)	3500Les (1412 ALM) (1920*1080)	7000Les (2824 ALM) (1920*1080)

Таблица 3. Сравнение алгоритмов по производительности обработки видео

Сравниваемый параметр	Метод обработки			
	Метод_Ko	Метод_Ali	Метод по «плиткам» [20]	Метод «скользящее окно» [17]
Максимальный поток, Мpix/c	61	6,2	118	133
Частота кадров в секунду	3,3	25	57	65
Количество памяти/разрешение изображения	320*10Kb (640*480)	16*18Kb (640*480)	104*10 Kb (1920*1080)	64*10 kb (1920*1080)
Сюжетная коррекция	нет	нет	нет	возможна
Коррекция окна и плато в реальном времени	нет	нет	возможна	возможна

Подробные описания и полные библиографические ссылки на все перечисленные в таблице 2 и 3 конкурирующие решения приведены в Главе 3 диссертационной работы.

Разработанный алгоритм превосходит аналоги по скорости обработки и ресурсоемкости, обеспечивая высокое качество изображения. Достигнуто двукратное

увеличение производительности по сравнению с аналогичными реализациями. При оценке производительности с использованием нейронных сетей достигнуто уменьшение времени обработки в 20 раз по сравнению с аналогами, что подтверждено актом внедрения №2 АО «КБП им. академика А. Г. Шипунова».

В четвёртой главе приведены ключевые результаты экспериментальной проверки и практического внедрения разработанного комплексного метода обработки изображений, доказывающие его эффективность и востребованность в реальных приложениях. Экспериментальная оценка проводилась на собственных данных натурных испытаний, малоконтрастных изображениях и наборе CityScapes с варьированием параметров алгоритмов и использованием объективных метрик (mAP, PSNR, SSIM) и субъективной экспертной оценки (MOS). Сравнение проводилось с методами CLAHE и MultiScale Retinex.

Снижение артефактов и улучшение качества изображений. Алгоритм оценки контраста изображений с адаптацией к шуму, внедренный в системы анализа изображений АО ЦКБ «Фотон» (акт внедрения №1), снижает количество артефактов и зависимость оценки контраста от уровня шума по сравнению со значениями PSNR/SSIM, полученными при экспертной оценке, в 2 раза.

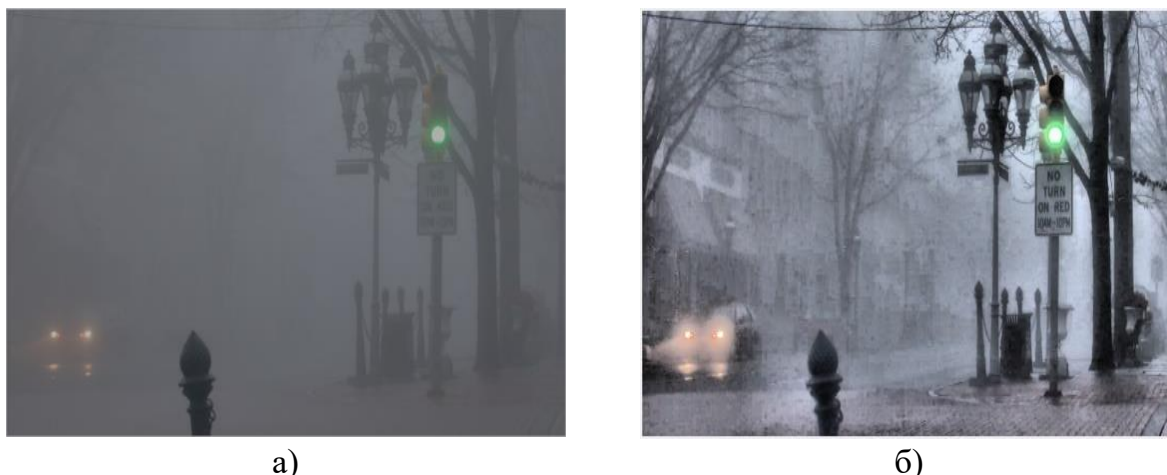


Рисунок 6 – Результат обработки изображения: а) оригинал изображения; б) изображение, обработанное с использованием алгоритма комбинированной обработки с оценкой изображения

Ускорение обработки, повышение точности распознавания и результаты реализации алгоритма на ПЛИС Xilinx Kintex-7 подтверждаются АО «КБП им. академика А. Г. Шипунова» (акт внедрения №2). При этом достигнуто 6-кратное увеличение количества распознаваемых объектов и 20-кратное ускорение обработки (65 кадров/с), что позволяет использовать метод в системах компьютерного зрения в режиме реального времени (потребление < 5 Вт, < 70% ресурсов ПЛИС).



а)



б)

Рисунок 7 – Результат обработки методом локального контрастирования цветного изображения автостреды вечером в тумане: а) оригинал изображения; б) изображение, обработанное с использованием алгоритма комбинированной обработки

При поиске людей достигнуты следующие результаты:

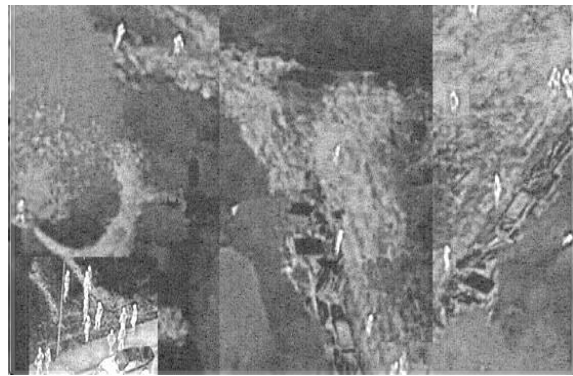
- увеличено количество обнаружений людей в 4 раза;
- сокращено время поиска в 15 раз;
- точность обнаружения объектов на ИК изображениях возросла на 28%.

Приведённые результаты экспериментов подтверждаются актами внедрения АО «КБП им. академика А. Г. Шипунова» (акт внедрения №2 и акт внедрения №3).

Полученные результаты обработки в системах с использованием элементов искусственного интеллекта приведены на Рисунке 8.



а)



б)



в)



г)

Рисунок 8 – Результат обнаружения людей на ИК-изображении: а) оригинальное ИК; в) обработанное методом Clahe; б, г) обработанное гибридным алгоритмом

Повышение точности и качества малоконтрастных изображений. Адаптивный метод со сверточными нейронными сетями, внедрённый в изделия ПАО «Красногорский завод им. С. А. Зверева», увеличивает точность визуальной оценки и улучшает показатели качества для малоконтрастных изображений.

Для адаптации к изменяющимся условиям освещённости разработаны алгоритмы адаптивного управления экспозицией и усилением, основанные на анализе гистограммы яркости. Данные алгоритмы внедрены совместно с комплексным методом в изделиях ПАО «Красногорский завод им. С. А. Зверева» и АО «КБП им. академика А. Г. Шипунова (акт внедрения №4 и акт внедрения №2).

В заключении представлены основные результаты диссертационного исследования. В приложении приведены 4 акта о внедрении диссертационной работы.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе решена актуальная научная задача разработки и исследования методов обработки малоконтрастных изображений, повышающих их качество и точность обнаружения объектов в реальном времени. Ключевым элементом является разработанная легковесная сверточная нейронная сеть (LCNN), включающая 3 сверточных слоя (ядра 3×3 , 3264 фильтра), ELU-активацию, пропускные соединения и полносвязные слои для регрессии параметров. LCNN оптимизирована для ПЛИС (арифметика с фиксированной точкой, таблицы перекодировки) и обучена на безэталонной метрике качества. Основные научные результаты:

1. Разработан алгоритм на основе модификации метода локальной эквализации гистограмм, где размер локальной области обработки и параметр ограничения контрастности динамически определяются нейронной сетью на основе анализа яркостных, текстурных характеристик (локальная энтропия, ДКП) и собственным алгоритмом оценки качества изображений. Это обеспечивает снижение артефактов в 2 раза по сравнению с классическими методами.

2. Предложен гибридный метод обработки изображений, сочетающий адаптивное согласование динамических диапазонов и локальное контрастирование. Его параметры автоматически настраиваются LCNN на основе анализа изображения, что увеличивает объективные показатели качества для малоконтрастных изображений в условиях ограниченной видимости в 1,5 раза.

3. Реализация на ПЛИС разработанного гибридного алгоритма локального контрастирования, где LCNN выполняет регрессию оптимальных параметров обработки, обеспечивает для нейросетевых алгоритмов последующего анализа (например, детектора объектов YOLOv5) 6-кратное увеличение количества

распознаваемых объектов при 20-кратном уменьшении времени обработки изображений.

4. Гибридный метод, объединяющий адаптивное локальное контрастирование с автоматической регулировкой его параметров посредством LCNN, обеспечивает в задачах поиска людей 4-кратное увеличение количества обнаружений и 15-кратное ускорение поиска по сравнению с результатами базового алгоритма.

СПИСОК РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в рецензируемых научных изданиях, рекомендованных ВАК

1. Грицкевич И. Ю., Мичурин Р. А., Филиппов А. В. Роботизированный контрольный комплекс с функцией определения гироскопического азимута и технологией дополненной реальности. Электронные информационные системы. – 2021. – №2 (29). – С. 49-55.

2. Грицкевич И. Ю., Ерганжиев Н. А., Жарков В. И. Установление начальных параметров локального контрастирования при автоматической обработке цветных изображений автомобильного потока. Электронные информационные системы. – 2021. – № 2 (29). – С. 73-79.

3. Грицкевич И. Ю., Ерганжиев Н. А. Увеличение различимости деталей изображений с помощью метода синтетической апертуры. Электронные информационные системы. – 2021. – № 4 (31). – С. 77-85.

4. Грицкевич И. Ю., Ерганжиев Н. А., Григорьев Д. С. Реализация метода локального контрастирования изображений на ПЛИС. Вопросы радиоэлектроники. Серия: Техника телевидения. – 2019. – № 4. – С. 78-83.

5. Грицкевич И. Ю., Виноградов А. С., Григорьев Д. С., Петров М. Н. Улучшение качества потоковых изображений в реальном времени методом CLANE. Вестник Новгородского государственного университета. – 2017. – № 6 (104). – С. 20-23.

6. Грицкевич И. Ю., Телина И. С. Оценка алгоритмов управления временем экспозиции. Вестник Новгородского государственного университета. – 2016. – № 7 (98). – С. 6-12.

7. Грицкевич И. Ю., Гоголь А. А. Алгоритм безэталонной оценки качества изображений. Труды учебных заведений связи. – 2024. – Т. 10. – №2. – С. 16-23.

8. Грицкевич И. Ю. Гибридный метод локального контрастирования изображений с нейросетевой регулировкой параметров. Труды учебных заведений связи. – 2025. – Т. 11. – №2. – С. 7-19.

Патенты

9. Робототехнический комплекс укладки газобетона. Патент на изобретение RU 2803337 C1 12.09.2023. Грицкевич И. Ю., Котухов А. А.

10. Алгоритм автоматической локальной эквализации зон, окружающих каждый пиксель изображения на языке описания аппаратуры интегральных схем. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2021661277 08.07.2021. Тикменов В. Н., Грицкевич И. Ю., Козлитин И. А., Епишин Ю. В.

11. Программное обеспечение автоматизированного навигационного комплекса с технологией дополненной реальности. Тикменов В. Н., Грицкевич И. Ю., Мичурин Р. А., Филиппов А. В. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2021661328 08.07.2021.

12. Устройство для получения и стабилизации тепловизионного изображения. Патент на полезную модель RU 199927 U1 29.09.2020. Грицкевич И.Ю., Удальцов В. Е., Мазуров А. С., Осетров А. А.

13. Автомат регулировки экспозиции на языке описания аппаратуры интегральных схем. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2016611835 11.02.2016. Грицкевич И. Ю.

14. Устройство электронной обработки тепловизионных изображений. Патент на полезную модель RU 199927 U1 29.09.2020. Грицкевич И. Ю., Малютов А. Г. и др.

В других изданиях и сборниках научных трудов и конференций

15. Zharkov V. I., Petrov M. N., Griskevich I. Yu. Synthesis of a terminal device of a multiplex data exchange channel to FPGA. В сборнике: Journal of Physics: Conference Series. 3. RUS, 2021. – С. 012056.

16. Грицкевич И. Ю., Ерганжиев Н. А., Жарков В. И. Выбор размера области эквализации при локальном контрастировании элементов изображений. В сборнике: Актуальные проблемы информатике телекоммуникаций в науке и образовании. Санкт-Петербург, 2021. – С. 113-118.

17. Грицкевич И. Ю., Ерганжиев Н. А. Алгоритм адаптивного контрастирования с учетом локальных сюжетных особенностей изображения. В сборнике: Актуальные проблемы радио- и кинотехнологий 120 лет Папалекси. Санкт-Петербург, 2021. – С. 36-40.

18. Грицкевич И. Ю., Ерганжиев Н. А., Жарков В. И. Адаптивное контрастирование с учетом локальных сюжетных особенностей ИК-изображений. В сборнике: Подготовка профессиональных кадров в магистратуре для цифровой экономики (ПКМ–2020). Санкт-Петербург, 2021. – С. 65-69.

19. Gritskevitch I. Yu., Yerganzhiev N. A. Results of applying selective local contrasting parameters for individual parts of the image. В сборнике: Proceedings of 2019 3rd International, CTS-2019. – 2019. – С. 212-214.

20. Грицкевич И. Ю., Ерганжиев Н. А. Результаты применения выборочных параметров локального контрастирования для отдельных частей изображения. ПУТС-2019. – Т. 1. – С. 271-274.

21. Грицкевич И. Ю. Методы определения выдержки для светочувствительной матрицы видеокамеры. Молодой ученый. – 2016. – № 17 (121). – С. 1-4.

22. Gritskevitch I. Yu., Yerganzhiev N. A. Results of applying selective local contrasting parameters for individual parts of the image. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics. – 2020. – №1. – P. 11.