

На правах рукописи



ДАНГ НГОК ХОАНГ ТХАНЬ

**ВАРИАЦИОННЫЙ ПОДХОД ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ УСТРАНЕНИЯ
ШУМА НА РАСТРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ**

Специальность: 05.13.18 – Математическое моделирование,
численные методы и комплексы программ

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Тула 2016

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Тульский государственный университет».

Научный руководитель: доктор физико-математических наук, доцент Двоенко Сергей Данилович.

Официальные оппоненты: Ересько Юрий Николаевич, доктор технических наук, главный конструктор информационно-вычислительных систем, АО «Центральное конструкторское бюро аппаратостроения».

Чочиа Павел Антонович, кандидат технических наук, старший научный сотрудник, старший научный сотрудник лаборатории №2, «ФГБУН Институт проблем передачи информации им. А.А. Харкевича Российской академии наук».

Ведущая организация: Федеральное государственное бюджетное учреждение науки «Институт проблем управления имени В.А. Трапезникова Российской академии наук».

Защита диссертации состоится «29» июня 2016 г. в 14 часов на заседании диссертационного совета Д 212.271.05 при ФГБОУ ВО «Тульский государственный университет» по адресу: 300012, г. Тула, пр. Ленина 92, (12-105).

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО «Тульский государственный университет» по адресу: 300012, г. Тула, пр. Ленина 92 и на сайте: <http://tsu.tula.ru/science/dissertation/diss-212-271-05/dang-nht/>.

Автореферат разослан «22» апреля 2016г.

Ученый секретарь
диссертационного совета



Соколова Марина Юрьевна

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы. В задачах обработки изображений растровое (цифровое) изображение (РИ) представлено в виде математической функции, которая называется функцией яркости (интенсивности) изображения. Сами значения функции яркости могут быть представлены в непрерывном или дискретном виде. РИ создаются с помощью различного цифрового оборудования: цифровыми камерами, рентгеновскими сканерами и т.д. На практике такое оборудование может давать неожиданные эффекты, например шум.

Одной из важных задач обработки изображений является устранение шума: задача устранения или ослабления шума на РИ для повышения качества изображений или улучшения результата обработки изображений.

В процессе получения цифровых изображений возможно возникновение различных типов шумов: сигнално-зависимый и сигнално-независимый. Сигнално-зависимый шум можно аппроксимировать распределением Пуассона (пуассоновский шум). Существуют различные типы сигнално-независимых шумов, которые можно аппроксимировать гауссовским распределением (гауссовский шум). Он появляется в большинстве РИ, пуассоновский шум, например, – на рентгеновских снимках. Устранение этих типов шумов актуально.

Часто устраняется только гауссовский шум без учета других шумов. Для устранения гауссовского шума разработано много методов: медианной фильтрации, Винера, методы на основе модели ROF и т.д. Но также важно учитывать и пуассоновский шум. Его дисперсия не является постоянной, а зависит от значений яркости пикселей. Для его устранения также разработано много методов: модифицированная модель ROF, метод нелокального PCA, метод на основе области ICA, на основе преобразования Энскомба и т.д.

Реальные шумы могут быть эффективно смоделированы смесью гауссовского и пуассоновского шумов. Смесью таких шумов наблюдается на электронных микроскопических изображениях, на аэрокосмических снимках и т.д.

Таким образом, задача устранения смеси шумов также является актуальной. Основой для теоретической модели в данной задаче является модель распределения вероятностей смеси гауссовского и пуассоновского шумов. Для устранения смеси шумов были разработаны различные методы: масштабного градиента (Benvenuto), альтернативной минимизации (Gil-Rodrigo), PURE-LET, метод на основе обобщенного преобразования Энскомба и т.д.

Известно, что строгие теоретические модели устранения смеси гауссовского и пуассоновского шумов достаточно сложны. Это приводит к тому, что они обычно оказываются многопараметрическими. Эта особенность заметно снижает качество обработки изображений, когда не удается получить достаточно хорошие оценки параметров модели. Поэтому актуальной является задача построения моделей устранения смеси этих шумов с небольшим числом параметров, которые позволят построить простые алгоритмы при сохранении высокого качества обработки.

С этой целью в диссертации рассмотрена задача устранения смеси шумов, в предположении, что компоненты смеси уже идентифицированы. Тогда необ-

ходимо определить лишь доли компонент смеси в общем шуме. Назовем такой тип шума линейной комбинацией (ЛК) шумов. В данной работе рассматриваются задачи устранения ЛК гауссовского и пуассоновского шумов и устранения этих шумов в отдельности, как частный случай.

Отличие предложенного подхода от уже известных заключается в том, что естественный процесс возникновения смешанного шума является суперпозицией. Считается, что сначала возникает пуассоновский шум, а потом накладывается гауссовский шум. ЛК – это новая идея, не соответствующая суперпозиции, но в этом случае можно получить простую модель с небольшим числом параметров и построить алгоритм, обеспечивающий высокое качество обработки.

Объектом исследования является растровое изображение с шумом в виде гауссовского шума, пуассоновского шума и в виде их линейной комбинации.

Предметом исследования является модель устранения шума на основе полной вариации функции яркости растрового изображения, алгоритмы устранения шума, метод генерации шумов для тестирования предложенной модели.

Цель и задачи работы. Целью настоящей работы является построение и исследование модели устранения ЛК гауссовского и пуассоновского шумов на основе известного метода полной вариации.

Для достижения указанной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Разработать модель устранения ЛК гауссовского и пуассоновского шумов.
2. Разработать алгоритм устранения шума на основе численной схемы решения уравнения Эйлера-Лагранжа (Э-Л), т.к. применение предложенной модели приводит к необходимости решения задачи выпуклой оптимизации.
3. Проверить предложенную модель на искусственных и реальных изображениях с искусственным шумом: чистый шум, ЛК шумов, суперпозиция шумов.
4. Решить задачу устранения неизвестного шума на реальных изображениях с естественными шумами.
5. Выполнить обработку реальных изображений из баз данных с открытым доступом для изображений с неизвестным шумом.

Научная новизна и результаты, выносимые на защиту. Научную новизну составляют следующие результаты, выносимые на защиту:

1. Модель устранения ЛК гауссовского и пуассоновского шумов.
2. Алгоритм устранения шума на основе модели с заданными параметрами.
3. Метод автоматического определения оптимальных параметров для обработки реальных изображений с неизвестными шумами.
4. Метод генерации искусственных шумов (ЛК шумов, суперпозиция шумов) для тестирования предложенной модели.
5. Комплекс программ в виде отдельного модуля.

Методы исследования. В данной диссертационной работе использованы метод полной вариации, методы оптимизации, численные методы, методы теории вероятностей и математической статистики.

Достоверность полученных результатов работы, а также адекватность предложенной модели подтверждаются корректностью использованных методов исследования и алгоритмов, соответствием теоретических выводов и результатов экспериментов.

Практическая значимость. Естественные шумы можно достаточно точно аппроксимировать смесью гауссовского и пуассоновского шумов. Модель устранения ЛК этих шумов является простой и удобной по сравнению с известными многопараметрическими моделями и обеспечивает высокое качество обработки. Разработано программное обеспечение для устранения шума на РИ.

Реализация результатов работы. Результаты исследований реализованы в виде комплекса программ, использованного во вьетнамских компаниях «HueSoft», «SkyNET» и «GreenData». Результаты также внедрены в учебный процесс на кафедре «Информационная безопасность» ТулГУ по программе академической магистратуры с профилем «Компьютерный анализ и интерпретация данных» в дисциплине «Компьютерные методы анализа изображений».

Соответствие паспорту специальности. Содержание работы соответствует п.1 «Разработка новых математических методов моделирования объектов и явлений», п.3 «Разработка, обоснование и тестирование эффективных вычислительных методов с применением современных компьютерных технологий», п.4 «Реализация эффективных численных методов и алгоритмов в виде комплексов проблемно-ориентированных программ для проведения вычислительного эксперимента».

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались на следующих конференциях: «The 5th International Workshop on Image Mining: Theory and Applications» в соединении с «The 10th International Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications» (Берлин, Германия, 2015), «ISPRS WG V/5 and WG III/3 International Workshop: Photogrammetric techniques for video surveillance, biometrics and biomedicine» (Москва, Россия, 2015), «The Sixth International Symposium on Information and Communication Technology» (Хюэ, Вьетнам, 2015), IX Региональной молодежной научно-практической конференции «Молодёжные инновации» (Тула, 2015).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 9 работ: три статьи в рецензируемых научных изданиях и журналах, рекомендованных ВАК РФ, три статьи в изданиях и журналах, входящих в международные базы цитирования Web of Science и Scopus и три тезиса докладов на конференциях.

Личный вклад. Все представленные в диссертации результаты исследований получены лично автором. В публикациях, выполненных с соавторами, соискателю принадлежат основные результаты.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, списка использованных источников, включающего 119 наименований, и 1 приложения. Объем основной части диссертации составляет 111 страниц машинописного текста и содержит 16 рисунков и 11 таблиц.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность исследований, проводимых в рамках диссертационной работы, приведен обзор литературы по изучаемой проблеме, сформулирована цель, поставлены задачи, показана научная новизна и практическая значимость представленной работы.

В первой главе представлен подробный обзор моделей и методов, на основе которых разработан предложенный в диссертации подход: типы шумов на РИ; понятие полной вариации и ее применение для устранения шума на РИ; задача устранения шума на РИ; уравнение Э-Л для решения вариационной задачи; модель ROF для устранения гауссовского шума; модифицированная модель ROF для устранения пуассоновского шума на медицинских изображениях; адаптивная медианная фильтрация; адаптивный фильтр Винера; метод PURE-LET для устранения смеси шумов; оператор свертки и метод Иммеркера; критерии оценки качества *PSNR* и т.д. при сравнении с опорными изображениями; критерий *BRISQUE* для оценки качества без опорных изображений. В разделе 1.13 даны основные цели и задачи исследования в диссертации.

Во второй главе построена модель устранения комбинации гауссовского и пуассоновского шумов. В разделе 2.1 построена модель устранения комбинации шумов в виде задачи условной минимизации. Пусть в пространстве \mathbb{R}^2 задана ограниченная область $\Omega \subset \mathbb{R}^2$. Назовем функции $u(x, y) \in \mathbb{R}$ и $v(x, y) \in \mathbb{R}$, соответственно, идеальным (без шума) и реальным (зашумлённым) изображениями, где $(x, y) \in \Omega$. Если функция u гладкая, ее полная вариация имеет вид $V_T[u] = \int_{\Omega} |\nabla u| dx dy$, где $\nabla u = (u_x, u_y)$, $u_x = \partial u / \partial x$, $u_y = \partial u / \partial y$, $|\nabla u| = \sqrt{u_x^2 + u_y^2}$. В этой диссертационной работе считаем, что $V_T[u] < \infty$.

Известно, что полная вариация зашумлённых изображений всегда больше полной вариации соответствующих гладких изображений (Рудин, Ошер и Фатеми). Для решения задачи $V_T[u] \rightarrow \min$ необходимо ввести ограничение на вариацию гауссовского шума $\int_{\Omega} (v - u)^2 dx dy = const$. Тогда модель ROF для устранения гауссовского шума имеет вид (Рудин, Ошер и Фатеми):

$$u^* = \arg \min_u \left(\int_{\Omega} |\nabla u| dx dy + \lambda \int_{\Omega} (v - u)^2 dx dy \right)$$

как решение задачи безусловной оптимизации, где $\lambda > 0$ – множитель Лагранжа.

Для устранения пуассоновского шума на основе модели ROF была предложена другая модель (Ли и др.). Такая модель получается при решении задачи $V_T[u] \rightarrow \min$ с ограничением: $\int_{\Omega} \ln(p(v | u)) dx dy = \int_{\Omega} (u - v \ln(u)) dx dy = const$,

как решение задачи безусловной оптимизации:

$$u^* = \arg \min_u \left(\int_{\Omega} |\nabla u| dx dy + \beta \int_{\Omega} (u - v \ln(u)) dx dy \right),$$

где $\beta > 0$ – коэффициент регуляризации. Такая модель известна как модифицированная модель ROF для устранения пуассоновского шума.

Чтобы построить модель устранения комбинации шумов, будем также решать задачу $V_T[u] \rightarrow \min$. Предполагается, что при заданном изображении вариация шума постоянна (пуассоновский шум не изменяется, а гауссовский шум зависит только от дисперсии шума):

$$\int_{\Omega} \ln(p(v | u)) dx dy = const, \quad (1)$$

где $p(v|u)$ – условная вероятность наблюдения реального изображения v при заданном идеальном изображении u .

Плотность распределения гауссовского шума с дисперсией σ^2 определяется как $p_1(v|u) = \exp(-(v-u)^2 / (2\sigma^2)) / (\sigma\sqrt{2\pi})$. Дискретная функция вероятностей пуассоновского шума определяется как $p_2(v|u) = \exp(-u)u^v / v!$.

Обратим внимание, что значения функций яркости изображения u и v – это целые числа (для 8-битового изображения в интервале от 0 до 255).

Для устранения комбинации гауссовского и пуассоновского шумов, рассмотрим ЛК: $\ln(p(v|u)) = \lambda_1 \ln(p_1(v|u)) + \lambda_2 \ln(p_2(v|u))$, $\lambda_1 > 0$, $\lambda_2 > 0$, $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$. Тогда получим задачу устранения шума с ограничениями:

$$u^* = \arg \min_u \int_{\Omega} |\nabla u| dx dy, \text{ с условием: } \int_{\Omega} (\lambda_1 / (2\sigma^2) (v-u)^2 + \lambda_2 (u-v \ln(u))) dx dy = \kappa,$$

где κ – постоянное значение.

Сведем ее к задаче безусловной оптимизации с функционалом Лагранжа

$$L(u, \tau) = \int_{\Omega} |\nabla u| dx dy + \tau \left(\lambda_1 / (2\sigma^2) \int_{\Omega} (v-u)^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} (u-v \ln(u)) dx dy - \kappa \right), \text{ чтобы найти}$$

решение: $(u^*, \tau^*) = \arg \min_{u, \tau} L(u, \tau)$, где $\tau > 0$ – множитель Лагранжа. (2)

В разделе 2.2 построено уравнение Э-Л для решения задачи (2). Пусть функция $f(x, y)$ определена в ограниченной области $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ и непрерывно дифференцируема до второго порядка по x и y при $(x, y) \in \Omega$.

Пусть $F(x, y, f, f_x, f_y)$ – выпуклый функционал, где $f_x = \partial f / \partial x$, $f_y = \partial f / \partial y$. Решение задачи оптимизации $\int_{\Omega} F dx dy \rightarrow \min$ удовлетворяет уравнению Э-Л:

$$F_f - \partial(F_{f_x}) / \partial x - \partial(F_{f_y}) / \partial y = 0, \text{ где } F_f = \partial F / \partial f, F_{f_x} = \partial F / \partial f_x, F_{f_y} = \partial F / \partial f_y.$$

Тогда решение задачи (2) удовлетворяет следующему уравнению Э-Л:

$$-\frac{\lambda_1}{\sigma^2} (v-u) + \lambda_2 (1 - \frac{v}{u}) - \mu \frac{\partial}{\partial x} \left(\frac{u_x}{\sqrt{u_x^2 + u_y^2}} \right) - \mu \frac{\partial}{\partial y} \left(\frac{u_y}{\sqrt{u_x^2 + u_y^2}} \right) = 0, \mu = 1 / \tau. \quad (3)$$

Представим уравнение (3) в следующем виде:

$$\frac{\lambda_1}{\sigma^2} (v-u) - \lambda_2 (1 - \frac{v}{u}) + \mu \frac{u_{xx}u_y^2 - 2u_xu_yu_{xy} + u_x^2u_{yy}}{(u_x^2 + u_y^2)^{3/2}} = 0, \quad (4)$$

где $u_{xx} = \partial^2 u / \partial x^2$, $u_{yy} = \partial^2 u / \partial y^2$, $u_{xy} = \partial(\partial u / \partial y) / \partial x = \partial(\partial u / \partial x) / \partial y = u_{yx}$.

В разделе 2.3 рассмотрено определение оптимальных параметров. Для поиска оптимальных коэффициентов комбинации шумов допустим, что (u, τ) является решением задачи (2). Тогда мы получим условие $\partial L(u, \tau) / \partial u = 0$. Данное условие позволяет вычислить оптимальные параметры ЛК шумов λ_1, λ_2 :

$$\lambda_1 = \left(\int_{\Omega} (1-v/u) dx dy \right) / \left(1/\sigma^2 \int_{\Omega} (v-u) dx dy + \int_{\Omega} (1-v/u) dx dy \right), \lambda_2 = 1 - \lambda_1.$$

Для поиска оптимального коэффициента сглаживания μ умножим (3) на $(v-u)$ и проинтегрируем по частям по всей области Ω . Получим μ :

$$\mu = \left(\int_{\Omega} \left(-\frac{\lambda_1}{\sigma^2} (v-u)^2 - \lambda_2 \frac{(v-u)^2}{u} \right) dx dy \right) / \left(\int_{\Omega} \left(\sqrt{u_x^2 + u_y^2} - \frac{u_x v_x + u_y v_y}{\sqrt{u_x^2 + u_y^2}} \right) dx dy \right).$$

Для вычисления параметра σ здесь использован метод Иммеркера.

В третьей главе диссертации рассмотрены численные схемы для оценки предложенной модели. В разделе 3.1 построена численная схема устранения комбинации шумов. Добавим искусственный параметр времени $u = u(x, y, t)$. Тогда уравнение (4) соответствует уравнению диффузии:

$$u_t = \frac{\partial u}{\partial t} = \frac{\lambda_1}{\sigma^2} (v-u) - \lambda_2 \left(1 - \frac{v}{u}\right) + \mu \frac{u_{xx} u_y^2 - 2u_x u_y u_{xy} + u_x^2 u_{yy}}{(u_x^2 + u_y^2)^{3/2}}. \quad (5)$$

Рассмотрим изображение размером $N_1 \times N_2$. Дискретная форма (5):

$$u_{ij}^{k+1} = u_{ij}^k + \xi \left(\frac{\lambda_1}{\sigma^2} (v_{ij} - u_{ij}^k) - \lambda_2 \left(1 - \frac{v_{ij}}{u_{ij}^k}\right) + \mu \phi_{ij}^k \right), \quad (6)$$

$$\phi_{ij}^k = \frac{\nabla_{xx}(u_{ij}^k)(\nabla_y(u_{ij}^k))^2 - 2\nabla_x(u_{ij}^k)\nabla_y(u_{ij}^k)\nabla_{xy}(u_{ij}^k) + (\nabla_x(u_{ij}^k))^2\nabla_{yy}(u_{ij}^k)}{((\nabla_x(u_{ij}^k))^2 + (\nabla_y(u_{ij}^k))^2)^{3/2}}, \quad \nabla_x(u_{ij}^k) = \frac{u_{i+1,j}^k - u_{i-1,j}^k}{2\Delta x},$$

$$\nabla_y(u_{ij}^k) = \frac{u_{i,j+1}^k - u_{i,j-1}^k}{2\Delta y}, \quad \nabla_{xx}(u_{ij}^k) = \frac{u_{i+1,j}^k - 2u_{ij}^k + u_{i-1,j}^k}{(\Delta x)^2}, \quad \nabla_{yy}(u_{ij}^k) = \frac{u_{i,j+1}^k - 2u_{ij}^k + u_{i,j-1}^k}{(\Delta y)^2},$$

$$\nabla_{xy}(u_{ij}^k) = \frac{u_{i+1,j+1}^k - u_{i+1,j-1}^k - u_{i-1,j+1}^k + u_{i-1,j-1}^k}{4\Delta x \Delta y}, \quad u_{0j}^k = u_{1j}^k; u_{N_1+1,j}^k = u_{N_1,j}^k; u_{i0}^k = u_{i1}^k; u_{i,N_2+1}^k = u_{i,N_2}^k; i = 1, \dots, N_1;$$

$j = 1, \dots, N_2; k = 0, 1, \dots, K; \Delta x = \Delta y = 1; 0 < \xi < 1$, где K – достаточно большое число, $K = 500$.

В разделе 3.2 построены численные схемы определения оптимальных параметров. Дискретная форма для вычисления оптимальных коэффициентов ЛК:

$$\lambda_1^k = \left(\sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} \left(1 - \frac{v_{ij}}{u_{ij}^k}\right) \right) / \left(\sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} \left(\frac{v_{ij} - u_{ij}^k}{\sigma^2} + 1 - \frac{v_{ij}}{u_{ij}^k} \right) \right), \quad \lambda_2^k = 1 - \lambda_1^k, \quad \text{где } k = 0, 1, \dots, K.$$

Дискретная форма коэффициента сглаживания имеет вид:

$$\mu^k = \left(\sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} \left(-\frac{\lambda_1^k}{\sigma^2} (v_{ij} - u_{ij}^k)^2 - \lambda_2^k \frac{(v_{ij} - u_{ij}^k)^2}{u_{ij}^k} \right) \right) / \left(\sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} \eta_{ij}^k \right), \quad \text{где}$$

$$\eta_{ij}^k = \sqrt{(\nabla_x(u_{ij}^k))^2 + (\nabla_y(u_{ij}^k))^2} - \left(\nabla_x(u_{ij}^k)\nabla_x(v_{ij}) + \nabla_y(u_{ij}^k)\nabla_y(v_{ij}) \right) / \left(\sqrt{(\nabla_x(u_{ij}^k))^2 + (\nabla_y(u_{ij}^k))^2} \right),$$

$$\nabla_x(u_{ij}^k) = \frac{u_{i+1,j}^k - u_{i-1,j}^k}{2\Delta x}, \quad \nabla_y(u_{ij}^k) = \frac{u_{i,j+1}^k - u_{i,j-1}^k}{2\Delta y}, \quad \nabla_x(v_{ij}^k) = \frac{v_{i+1,j}^k - v_{i-1,j}^k}{2\Delta x}, \quad \nabla_y(v_{ij}^k) = \frac{v_{i,j+1}^k - v_{i,j-1}^k}{2\Delta y},$$

$u_{0j}^k = u_{1j}^k; u_{N_1+1,j}^k = u_{N_1,j}^k; u_{i0}^k = u_{i1}^k; u_{i,N_2+1}^k = u_{i,N_2}^k; v_{0j} = v_{1j}; v_{N_1+1,j} = v_{N_1,j}; v_{i0} = v_{i1}; v_{i,N_2+1} = v_{i,N_2}; i = 1, \dots, N_1; j = 1, \dots, N_2; k = 0, 1, \dots, K; \Delta x = \Delta y = 1$.

В разделе 3.3 рассмотрена проблема начального решения. Начальные значения параметров $\lambda_1^0, \lambda_2^0, \mu^0$ должны быть, по-возможности, близки к искомым. Оценим их как средние по соседним пикселям (например, методом Иммеркера).

В четвертой главе рассмотрены способы генерации шумов, представлены результаты экспериментов по устранению шума на РИ, выполнено сравнение результатов устранения шума с другими методами.

В разделе 4.1 выполнено устранение шума на искусственном изображении с искусственным шумом (с ЛК шумов и с суперпозицией шумов). Для искусственного изображения с ЛК шумов использовано тестовое изображение размером 256×256 пикселей, которое содержит восемь вертикальных полос (рис. 1а). На остальных рис. 1б-1з показана обработка его увеличенного фрагмента. Интенсивность в градациях серого темных полос – 110, серых полос – 130, светлых полос – 150, самых светлых полос – 170. Количество темных, серых, светлых и самых светлых точек на изображении сделано одинаковым (по $(256 \times 256 / 4 = 16384$ точек).

Для создания искусственного изображения были созданы два отдельных изображения: $v^{(1)}$ с гауссовским шумом и $v^{(2)}$ с пуассоновским шумом.

Сначала рассмотрим пуассоновский шум. В соответствии с распределением $p_2(v|u)$ для пуассоновского шума его ско $\sigma_2 = \sqrt{u_{ij}}$ относительно u_{ij} в каждом пикселе изображения с координатами $(i, j); i = 1, \dots, N_1; j = 1, \dots, N_2$ позволяет получить значения зашумлённой функции яркости $v_{ij}^{(2)}$ (рис. 1д).

Очевидно, что яркость $v_{ij}^{(2)}$ должна находиться в диапазоне $0 \leq v_{ij}^{(2)} \leq 255$. Поэтому, если в соответствии с распределением $p_2(v|u)$ очередное значение яркости $v_{ij}^{(2)}$ выходит из этого диапазона, то будем считать, что исходная функция яркости не искажается $v_{ij}^{(2)} = u_{ij}$. Оказалось, что на всем изображении (рис. 1д) таких точек нет. В итоге, ско пуассоновского шума может быть определено только как среднее $\bar{\sigma}_2 = (\sqrt{110} + \sqrt{130} + \sqrt{150} + \sqrt{170}) / 4 = 11.7939$, т.к. имеется всего четыре градации яркости, а числа точек одной яркости одинаковы.

Пусть интенсивность гауссовского шума в четыре раза превышает интенсивность пуассоновского шума. Тогда зададим ско гауссовского шума как значение $\sigma_1 = 4\bar{\sigma}_2 = 47.1757$. Очевидно, что яркость $v_{ij}^{(1)}$ снова должна находиться в диапазоне $0 \leq v_{ij}^{(1)} \leq 255$. Если в соответствии с распределением $p_1(v|u)$ очередное значение яркости $v_{ij}^{(1)}$ выходит из этого диапазона, то снова будем считать, что функция яркости не искажается $v_{ij}^{(1)} = u_{ij}$. Оказалось, что на всем изображении (рис. 1в) таких точек 1075, т.е. 1.6403% от всех точек изображения.

Для проведения эксперимента было построено зашумлённое изображение путём объединения функций яркости $v^{(1)}$ и $v^{(2)}$ двух предварительно зашумлённых изображений (рис. 1д и 1в) в заранее заданной пропорции: $v = 0.6v^{(1)} + 0.4v^{(2)}$. Данная пропорция выбрана потому, что мы хотим создать зашумлённое изображение с достаточно низким качеством, т.к. оригинальное искусственное изображение является идеальным (без шума).

С учётом интенсивностей (ско) гауссовского и пуассоновского шумов оказалось, что они линейно комбинируются в пропорции $\lambda_1 : \lambda_2 = (0.6 \times 47.1757) : (0.4 \times 11.7939) = 6 : 1$. Получим, что $\lambda_1 = 6 / 7 = 0.8571$ и $\lambda_2 = 1 / 7 = 0.1429$.

В итоге, качество искусственного зашумлённого изображения оказывается достаточно низким, т.к. $Q_{PSNR} = 19.4291$ и $Q_{MSE} = 741.5963$, $Q_{SSIM} = 0.1073$. Известно (То-

мос и др.), что такое зашумленное изображение непригодно, например, для беспроводной передачи, т.к. данное значение Q_{PSNR} выходит из диапазона $20 \div 25$.

Сравнительные результаты устранения ЛК шумов показаны на рис. 1 и в табл. 1. Результаты устранения шума для случаев гауссовского и пуассоновского шума показаны в табл. 2 и 3.

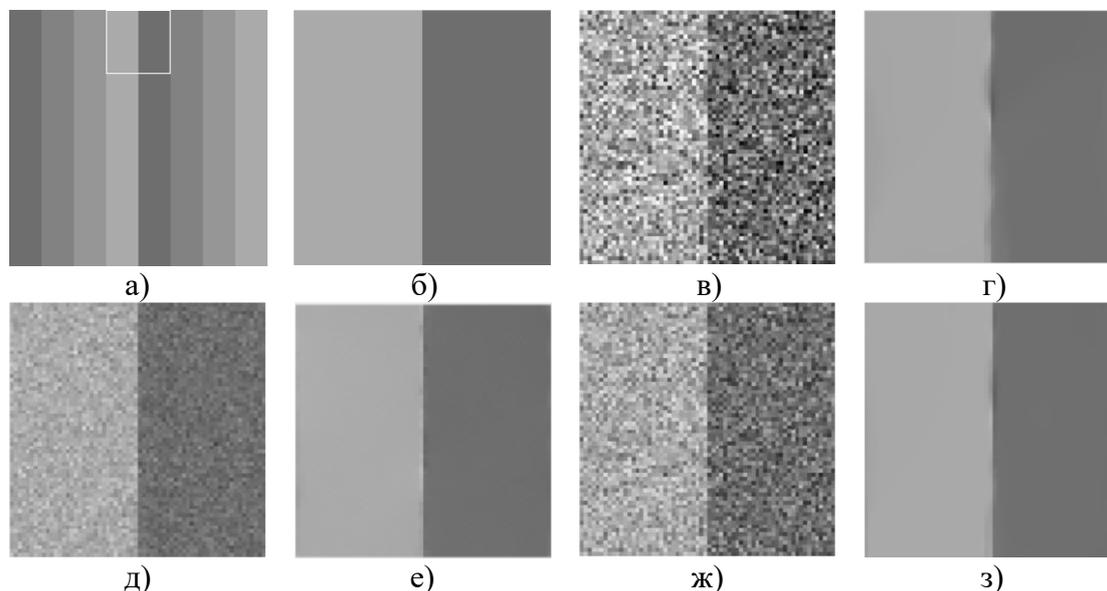


Рис. 1. Устранение шума на искусственном изображении с искусственным шумом: а)-б) оригинальное, в) с гауссовским шумом, г) устранение шума на в), д) с пуассоновским шумом, е) устранение шума на д), ж) с линейной комбинацией шумов, з) устранение шума на ж)

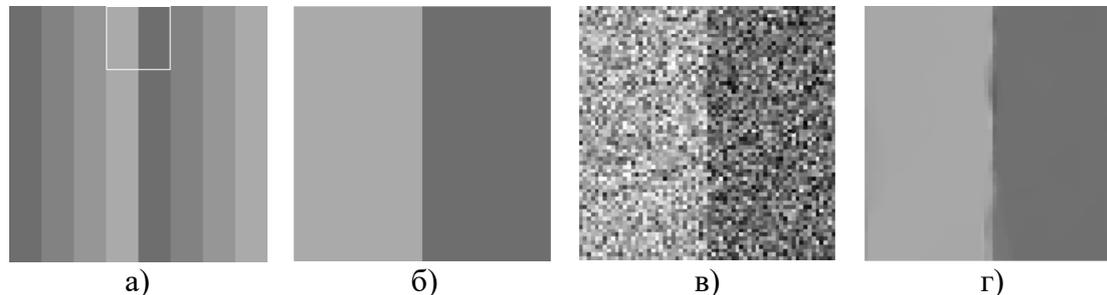


Рис. 2. Устранение шума на искусственном изображении с искусственным шумом при суперпозиции шумов: а)-б) оригинальное, в) с суперпозицией шумов, г) устранение шума на в)

Для искусственного изображения с суперпозицией шумов используем ранее созданное изображение с 8 полосами (рис. 2а). На рис. 2б-2г показана обработка увеличенного фрагмента. Изменим метод генерации шума. Сначала было создано пуассоновское зашумленное изображение $v^{(2)}$ (как выше), потом добавлен гауссовский шум. Обозначим гауссовское зашумленное изображение как $v^{(1)}$ (суперпозиция). Яркость $v^{(1)}$ должна находиться в диапазоне $[0, 255]$. Если $v^{(1)}$ выходит из него, то функция яркости не искажается $v_{ij}^{(1)} = v_{ij}^{(2)}$. Оказалось, что таких точек 1220, т.е. 1.8616% от всех точек изображения. Искусственное зашумленное изображение является также и гауссовским зашумленным изображением $v = v^{(1)}$. Качество искусственного зашумленного изображения оказывается достаточно низким, т.к. $Q_{PSNR} = 14.9211$ и $Q_{MSE} = 2093.9827$, $Q_{SSIM} = 0.0439$.

Таблица 1

Устранение шума на искусственном изображении с линейной комбинацией шумов

	Q_{PSNR}	Q_{SSIM}	Q_{MSE}
Зашумленное	19.4291	0.1073	741.5963
Адаптивная медианная фильтрация	30.8451	0.7584	53.5261
Адаптивный фильтр Винера	29.4995	0.5877	72.9677
ROF	34.1236	0.8978	25.1606
Модифицированная модель ROF	32.4315	0.8703	37.8791
Метод PURE-LET	33.0309	0.9277	32.3587
Предложенный метод с $\lambda_1=0.8571$, $\lambda_2=0.1429$, $\mu=0.5003$, $\sigma=47.1757$	41.1209	0.9841	4.9905
Предложенный метод с автоматически определенными параметрами $\lambda_1=0.8414$, $\lambda_2=0.1586$, $\mu=0.5112$, $\sigma=41.0314$	41.0998	0.9840	5.0478

Таблица 2

Устранение шума на искусственном изображении с гауссовским шумом

	Q_{PSNR}	Q_{SSIM}	Q_{MSE}
Зашумленное	15.1406	0.0457	1990.8
Адаптивная медианная фильтрация	27.0407	0.6068	128.5325
Адаптивный фильтр Винера	25.4406	0.3712	185.7906
ROF	31.4797	0.8364	21.2502
Модифицированная модель ROF	28.4591	0.7871	27.5694
Метод PURE-LET	28.9451	0.7986	25.9883
Предложенный метод с $\lambda_1=1$, $\lambda_2=0$, $\mu=0.3033$, $\sigma=47.1757$	35.8011	0.9598	16.8122
Предложенный метод с автоматически определенными параметрами $\lambda_1=0.9715$, $\lambda_2=0.0285$, $\mu=0.3021$, $\sigma=46.0314$	35.7589	0.9596	17.2658

Таблица 3

Устранение шума на искусственном изображении с пуассоновским шумом

	Q_{PSNR}	Q_{SSIM}	Q_{MSE}
Зашумленное	26.6776	0.3640	139.7396
Адаптивная медианная фильтрация	37.5348	0.9216	11.4711
Адаптивный фильтр Винера	35.3650	0.8454	18.9051
ROF	36.4958	0.9381	14.5715
Модифицированная модель ROF	44.6347	0.9897	2.2001
Метод PURE-LET	37.4485	0.9404	10.5692
Предложенный метод с $\lambda_1=0$, $\lambda_2=1$, $\mu=0.8012$, $\sigma=0.0001$	44.6343	0.9897	2.2014
Предложенный метод с автоматически определенными параметрами $\lambda_1=0.0524$, $\lambda_2=0.9476$, $\mu=0.7923$, $\sigma=2.0544$	44.6156	0.9896	2.2466

Такое зашумленное изображение непригодно, например, для беспроводной передачи. В этом случае наш метод подбирает значение параметров λ_1 и λ_2 , считая, что соответствующая ЛК эквивалентна суперпозиции. Поэтому мы применяем алгоритм с автоматически определяемыми параметрами. Результаты устранения суперпозиции шумов показаны на рис. 2 и в табл. 4.

Таблица 4

Устранение шума на искусственном изображении с суперпозицией шумов

	Q_{PSNR}	Q_{SSIM}	Q_{MSE}
Зашумленное	14.9211	0.0439	2093.983
Адаптивная медианная фильтрация	26.9097	0.5993	132.4683
Адаптивный фильтр Винера	25.2521	0.3622	194.0311
ROF	31.2913	0.8346	48.3008
Модифицированная модель ROF	30.5471	0.8232	56.5601
Метод PURE-LET	33.9889	0.9298	25.9534
Предложенный метод с автоматически определенными параметрами $\lambda_1=0.8014$, $\lambda_2=0.1986$, $\mu=0.4812$, $\sigma=40.0314$	37.3366	0.9677	12.0066

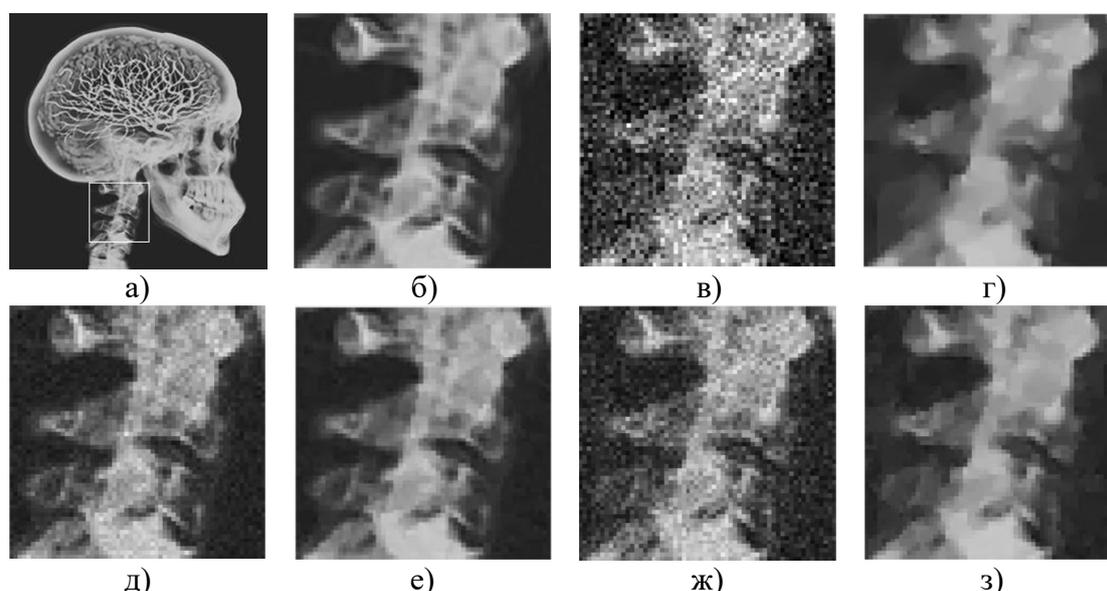


Рис. 3. Устранение шума на реальном изображении с искусственным шумом: а)-б) оригинальное, в) с гауссовским шумом, г) устранение шума на в), д) с пуассоновским шумом, е) устранение шума на д), ж) с линейной комбинацией шумов, з) устранение шума на ж)

Таблица 5

Устранение шума на реальном изображении с линейной комбинацией шумов

	Q_{PSNR}	Q_{SSIM}	Q_{MSE}
Зашумленное	23.6878	0.5390	278.1619
Адаптивная медианная фильтрация	24.3656	0.8028	237.9670
Адаптивный фильтр Винера	24.6470	0.5940	223.0402
ROF	27.3974	0.8295	118.3975
Модифицированная модель ROF	25.5644	0.7513	197.5403
Метод PURE-LET	25.7781	0.8105	191.0341
Предложенный метод с $\lambda_1=0.8$, $\lambda_2=0.2$, $\mu=0.0524$, $\sigma=36.3529$	27.6641	0.8331	110.9451
Предложенный метод с автоматически определенными параметрами $\lambda_1=0.7804$, $\lambda_2=0.2196$, $\mu=0.0512$, $\sigma=34.2311$	27.6039	0.8325	112.8984

В разделе 4.2 выполнено устранение шума на реальном изображении с искусственным шумом (с ЛК и суперпозицией шумов). Для реального изображения с ЛК шумов использовано тестовое изображение черепа человека размером 256x256 пикселей (рис. 3а). На рис. 3б-3з показана обработка его увеличенного

фрагмента. Для создания реального изображения с искусственным шумом были созданы изображения $v^{(1)}$ с гауссовским шумом и $v^{(2)}$ с пуассоновским шумом.

Рассмотрим пуассоновский шум. В соответствии с распределением $p_2(v|u)$ пуассоновского шума его ско $\sigma_2 = \sqrt{u_{ij}}$ в пикселях $(i, j); i = 1, \dots, N_1; j = 1, \dots, N_2$ позволяет получить значения зашумлённой яркости $v_{ij}^{(2)}$ (рис. 3д). Яркость $v_{ij}^{(2)}$ должна находиться в диапазоне $0 \leq v_{ij}^{(2)} \leq 255$. Если значение выходит из него, то яркость не искажается $v_{ij}^{(2)} = u_{ij}$. Оказалось, что на изображении (рис. 3д) таких точек нет. В итоге, ско пуассоновского шума определено как среднее $\bar{\sigma}_2 = 9.0882$.

Таблица 6

Устранение шума на реальном изображении с гауссовским шумом

	Q_{PSNR}	Q_{SSIM}	Q_{MSE}
Зашумленное	18.0693	0.3337	1014.3
Адаптивная медианная фильтрация	22.5534	0.6914	361.1951
Адаптивный фильтр Винера	21.9600	0.6007	414.0784
ROF	24.0246	0.7299	257.4095
Модифицированная модель ROF	23.2511	0.7019	311.8742
Метод PURE-LET	23.8712	0.7989	265.6153
Предложенный метод с $\lambda_1=1, \lambda_2=0, \mu = 0.0956, \sigma=36.3529$	24.2011	0.8029	242.5101
Предложенный метод с автоматически определенными параметрами $\lambda_1=0.9538, \lambda_2=0.0462, \mu=0.0902, \sigma=35.0633$	24.1882	0.8028	247.8894

Таблица 7

Устранение шума на реальном изображении с пуассоновским шумом

	Q_{PSNR}	Q_{SSIM}	Q_{MSE}
Зашумленное	28.4991	0.7625	91.8683
Адаптивная медианная фильтрация	30.0211	0.8346	61.5934
Адаптивный фильтр Винера	29.7917	0.8085	68.2192
ROF	31.0567	0.9457	50.9818
Модифицированная модель ROF	31.1992	0.9022	48.9375
Метод PURE-LET	30.8955	0.8678	53.1066
Предложенный метод с $\lambda_1=0, \lambda_2=1, \mu=0.0541, \sigma=0.0001$	31.1334	0.8986	49.7922
Предложенный метод с автоматически определенными параметрами $\lambda_1=0.0491, \lambda_2=0.9509, \mu=0.0567, \sigma=4.2012$	31.1316	0.8986	50.1094

Пусть интенсивность гауссовского шума в четыре раза превышает интенсивность пуассоновского шума. Тогда ско гауссовского шума: $\sigma_1 = 4\bar{\sigma}_2 = 36.3529$. Яркость $v_{ij}^{(1)}$ снова должна находиться в диапазоне $0 \leq v_{ij}^{(1)} \leq 255$. Если в соответствии с распределением $p_1(v|u)$ значение яркости $v_{ij}^{(1)}$ выходит из него, то снова функция яркости не искажается $v_{ij}^{(1)} = u_{ij}$. Оказалось, что на изображении (рис. 3в) таких точек 5355, т.е. 8.1711% от всех точек изображения.

Для проведения эксперимента было построено зашумлённое изображение путём объединения функций яркости $v^{(1)}$ и $v^{(2)}$ предварительно зашумлённых изображений (рис. 3в и 3д) в заданной пропорции: $v = 0.5v^{(1)} + 0.5v^{(2)}$. Данная

пропорция выбрана потому, что функция яркости реального изображения уже и так достаточно изменчива (содержит некоторый шум). Поэтому мы добавляем шумы в равной пропорции. Гауссовский и пуассоновский шумы линейно комбинируются в пропорции $\lambda_1 : \lambda_2 = (0.5 \times 36.3529) : (0.5 \times 9.0882) = 4 : 1$. Исходя из условия $\lambda_1 + \lambda_2 = 1$, получим, что $\lambda_1 = 4/5 = 0.8$ и $\lambda_2 = 1/5 = 0.2$. Качество зашумлённого изображения вполне удовлетворительно, т.к. $Q_{PSNR} = 23.6878$ и $Q_{MSE} = 278.1619$, $Q_{SSIM} = 0.5390$, но его можно еще улучшить.

Сравнительные результаты устранения шума показаны на рис. 3 и в табл. 5. Результаты устранения шума для случаев гауссовского и пуассоновского шума показаны в табл. 6 и 7.

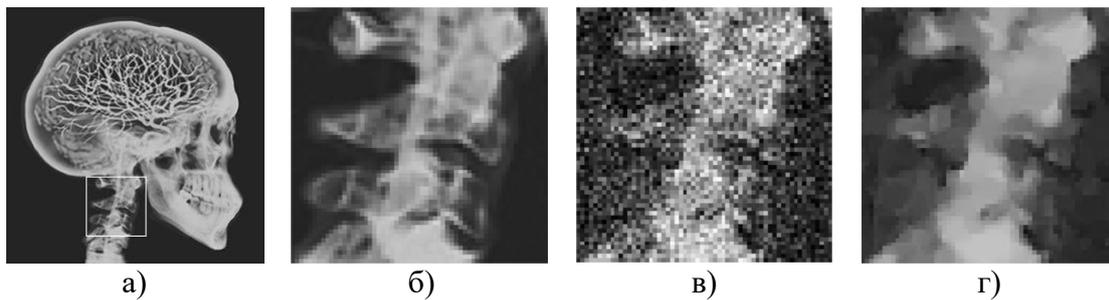


Рис. 4. Устранение шума на реальном изображении с искусственным шумом при суперпозиции шумов: а)-б) оригинальное, в) с суперпозицией шумов, г) устранение шума на в)

Таблица 8

Устранение шума на реальном изображении с суперпозицией шумов

	Q_{PSNR}	Q_{SSIM}	Q_{MSE}
Зашумленное	17.8077	0.3242	1077.383
Адаптивная медианная фильтрация	22.4172	0.6784	372.7041
Адаптивный фильтр Винера	20.5494	0.8751	572.9789
ROF	23.1936	0.7062	311.6856
Модифицированная модель ROF	23.0413	0.7033	319.3831
Метод PURE-LET	23.6278	0.7072	282.0349
Предложенный метод с автоматически определенными параметрами $\lambda_1=0.7704$, $\lambda_2=0.2296$, $\mu=0.1102$, $\sigma=36.3412$	23.7292	0.7094	275.5229

Для реального изображения с суперпозицией шумов мы также используем рассмотренное выше реальное изображение черепа человека (рис. 4). На рис. 4б-4г показан увеличенный фрагмент. Изменим метод генерации шума.

Для создания реального изображения с искусственным шумом было создано пуассоновское зашумленное изображение $v^{(2)}$ (как выше) и потом добавлен гауссовский шум. Обозначим гауссовское зашумленное изображение как $v^{(1)}$ (суперпозиция). Яркость $v^{(1)}$ должна находиться в диапазоне $[0, 255]$. Если яркость выходит из него, то функция яркости не искажается $v_{ij}^{(1)} = v_{ij}^{(2)}$. Оказалось, что на изображении (рис. 4) таких точек 5621, т.е. 8.577 % от всех точек.

Зашумленное изображение является также и гауссовским зашумленным изображением $v = v^{(1)}$. Качество зашумлённого изображения оказывается достаточно низким, т.к. $Q_{PSNR} = 17.8071$ и $Q_{MSE} = 1077.3831$, $Q_{SSIM} = 0.3242$.

Наш метод подбирает параметры λ_1 и λ_2 , считая, что соответствующая ЛК эквивалентна суперпозиции. Поэтому применяется алгоритм с автоматически определяемыми параметрами. Результаты показаны на рис. 4 и в табл. 8.

В разделе 4.3 проверена зависимость результата устранения шума от начального решения. Показано, что наилучший результат устранения комбинированного шума соответствует начальному решению u^0 , которое найдено как усреднение соседних пикселей.

В разделе 4.4 выполнено устранение шума на реальных изображениях с неизвестными естественными шумами, взятых из открытой базы данных. Согласно экспериментам, результат устранения шума предложенным в диссертации методом лучше результатов других методов в 90% (18/20) по *BRISQUE*.

В разделе 4.5 выполнено устранение шума на цветных изображениях. Предложенный в данной диссертации метод также дает наилучшие результаты устранения шума. В разделе 4.6 даны выводы по результатам экспериментов.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

В диссертации предложена модель устранения ЛК гауссовского и пуассоновского шумов на основе известного вариационного подхода. Качество результата зависит от значений коэффициентов ЛК λ_1 и λ_2 . Они должны быть заданы или автоматически определены при обработке реальных изображений.

Для реальных изображений применение данной модели с автоматически определенными параметрами дает результат, близкий по качеству к идеальному, когда значения параметров заданы заранее. Модель может быть применена для устранения отдельно как гауссовского, так и пуассоновского шумов.

В случае гауссовского шума результат обработки на основе предложенной модели часто лучше результата на основе модели ROF, т.к. используется метод Иммеркера для оценки дисперсии. В случае пуассоновского шума результат обработки слегка хуже результата на основе модифицированной модели ROF, т.к. применяется простая численная схема решения уравнения Э-Л.

В случае суперпозиции этих шумов результат обработки также часто лучше метода PURE-LET, т.к. модель устранения ЛК гауссовского и пуассоновского шумов проще, и в ней оценивается значительно меньше параметров.

Для естественных неизвестных шумов результат обработки часто лучше результатов указанных выше методов по критерию *BRISQUE*, т.к. удается эффективно устранить эквивалентную ЛК гауссовского и пуассоновского шумов.

В случае цветных изображений результаты обработки по каждому из цветных каналов RGB также часто лучше указанных выше методов.

В диссертационной работе решены следующие задачи:

1. Разработана модель устранения ЛК гауссовского и пуассоновского шумов.
2. Разработан алгоритм устранения шума на основе численной схемы решения уравнения Эйлера-Лагранжа.
3. Разработанная модель проверена в экспериментах на искусственных и реальных изображениях с искусственным шумом: чистый шум (пуассоновский или гауссовский), ЛК шумов, суперпозиция шумов.

4. Решена задача устранения неизвестного шума на реальных изображениях с естественными шумами.

5. При помощи разработанного программного комплекса выполнена обработка реальных изображений с неизвестным шумом из баз данных с открытым доступом.

Список публикаций автора по теме диссертации

1. Нгок Хоанг Тхань Данг. Устранение гауссовского и пуассоновского шумов на растровых изображениях // Известия ТулГУ. Естественные науки. 2014. Вып. 4. С. 127-142.

2. Н.Х.Т. Данг, С.Д. Двоенко. О восстановлении функции яркости изображения методом полной вариации // Известия ТулГУ. Естественные науки. 2015. Вып. 4. С. 19-30.

3. Д.Н.Х. Тхань, С.Д. Двоенко. Устранение шума на изображениях на основе метода полной вариации // Компьютерная оптика. 2015. Т. 39. Вып. 4. С. 564-571.

4. D.N.H. Thanh, S.D. Dvoenko. A variational method to remove the combination of Poisson and Gaussian noises // Proceeding of the 5-th international workshop on Image mining: Theory and Application. Berlin, 2015. P. 38-45.

5. Thanh D.N.H, Dvoenko S.D. A denoising of biomedical images // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. Photogrammetric techniques for video surveillance, biometrics, and biomedicine. Moscow, 2015. V. XL-5/W6. P. 73-78.

6. D.N.H. Thanh, S.D. Dvoenko. A method of Total variation to remove the mixed Poisson-Gaussian noise // Pattern recognition and Image analysis. 2016. V. 26. № 2. P. 285-293.

7. Thanh Dang N.H., Dvoenko Sergey D, Dinh Viet Sang. A denoising method based on total variation // Proceeding of the 6-th international symposium SoICT-2015. Hue, Vietnam, 2015. P. 223-230.

8. Данг Нгок Хоанг Тхань. Алгоритм устранения пуассоновского шума на изображениях // IX Региональная молодежная научно-практическая конференция «Молодежные инновации». Тула: Изд-во ТулГУ, 2015. Часть 2. С. 291-292.

9. Данг Нгок Хоанг Тхань. Методы оценки качества цифровых изображений // IX Региональная молодежная научно-практическая конференция «Молодежные инновации». Тула: Изд-во ТулГУ, 2015. Часть 1. С. 80-81.

Подписано в печать

Формат бумаги 60×84 $\frac{1}{16}$. Бумага офсетная.

Усл. печ. л. 0,9. Уч.-изд. л. 0,8.

Тираж 100 экз. Заказ

Тулльский государственный университет.

300012, г. Тула, просп. Ленина, 92.

Отпечатано в Издательстве ТулГУ.

300012, г. Тула, пр. Ленина, 97, а.