

САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
Математико-механический факультет
Кафедра системного программирования

Данилова Юлия Александровна

Разработка системы фильтрации изображений на основе адаптивных алгоритмов

Дипломная работа

Научный руководитель,
профессор...../О.Н. Граничин/

Рецензент,
аспирант...../А. Т. Вахитов/

“Допустить к защите”
Заведующий кафедрой,
профессор...../А.Н. Терехов/

Санкт-Петербург
2009 г.
1

Содержание

Введение.....	3
1. Обзор литературы.....	5
1.1 Зачем нужно подавлять шум?	5
1.2 Какие бывают шумы?	6
1.3 Какие бывают метода удаления шумов?.....	7
1.4 Как сравнивать методы?	9
2. Постановка задачи.....	11
2.1 Метод LPA.....	11
2.2 Метод ICI.....	17
2.3 Расширение метода.....	18
2.4 Адаптивность метода.....	19
3. Реализация.....	20
4. Заключение.....	25
5. Литература.....	26

Введение

Одной из фундаментальных проблем современности является проблема зрительного восприятия. Возникнув очень давно, она является актуальной и в настоящее время, ибо изображение является естественным средством общения человека и машины в любых системах обработки, анализа и контроля.

Компьютерная графика разделяется на три основных направления: визуализация, обработка изображений и распознавание образов. Визуализация — это создание изображения на основе некоего описания (модели). Основная задача распознавания образов — получение семантического описания изображенных объектов. Обработка изображений отвечает за преобразование (фильтрацию) изображений. Развитие современных средств компьютерной техники и информационных технологий способствует широкому внедрению в практику систем автоматической обработки изображений.

Первостепенной задачей такой системы является улучшение качества изображения. Проблема шумоподавления является одной из самых актуальных и распространенных проблем в области обработки изображений. Самыми распространенными видами шумов являются Гауссов и импульсный шумы, а также их комбинация. В работе предлагается универсальный алгоритм, который подавляет эти три вида шумов лучше стандартных. Этот фильтр основан на методе LPA (локально-полиномиальной аппроксимации) и технике ICI (пересечение интервалов доверия), изначально применявшихся в статистике для обработки данных, но также предложенном в [8] для обработки изображений. С их помощью для каждого пикселя на изображении находится окно (апертура), то есть окрестность, в котором пиксели не слишком сильно отличаются от него. В случае Гауссова шума центральному пикселю присваивается взвешенное среднее пикселей, попавших в эту окрестность. В случае импульсного шума маленьких размер этого окна помогает идентифицировать «битые» пиксели. Для ускорения работы алгоритма применяется адаптивность высокого уровня, т.е. алгоритм подстраивается под имеющиеся шумы и удаляет только их.

Библиотека написана на Matlab. Проведено сравнение качества работы встроенных в Matlab функций обработки изображений и данной библиотеки, которое для всех трех типов шумов показало лучший результат.

В главе 1 приведен обзор существующих методов фильтрации шумов, в главе 2 подробно описаны методы LPA и ICI, сформулирована постановка задачи, решаемой в данной работе. В главе 3 представлен решающий поставленную в главе 2 задачу алгоритм и его реализация, а также приведены примеры его работы и даны сравнительные характеристики. В заключении перечислены результаты использования и перспективы дальнейшего развития описанного в дипломной работе алгоритма.

1. Обзор литературы

Задачей обработки изображения может быть как улучшение (восстановление, реставрация) изображения по какому-то определенному критерию, так и специальное преобразование, кардинально меняющее изображение. В последнем случае обработка изображений может быть промежуточным этапом для дальнейшего распознавания изображения (например, для выделения контура объекта). Методы обработки изображения могут существенно различаться в зависимости от того, каким путем изображение было получено — синтезировано системой машинной графики, либо путем оцифровки черно-белой или цветной фотографии или видео. В том случае, если изображение было получено с помощью оцифровки, на них, как правило, присутствует шум.

1.1. Зачем нужно подавлять шум?

Чаще всего шумоподавление служит для улучшения визуального восприятия, но может также использоваться для каких-то специализированных целей — например, в медицине для увеличения четкости изображения на рентгеновских снимках, в качестве предобработки для последующего распознавания и т.п.

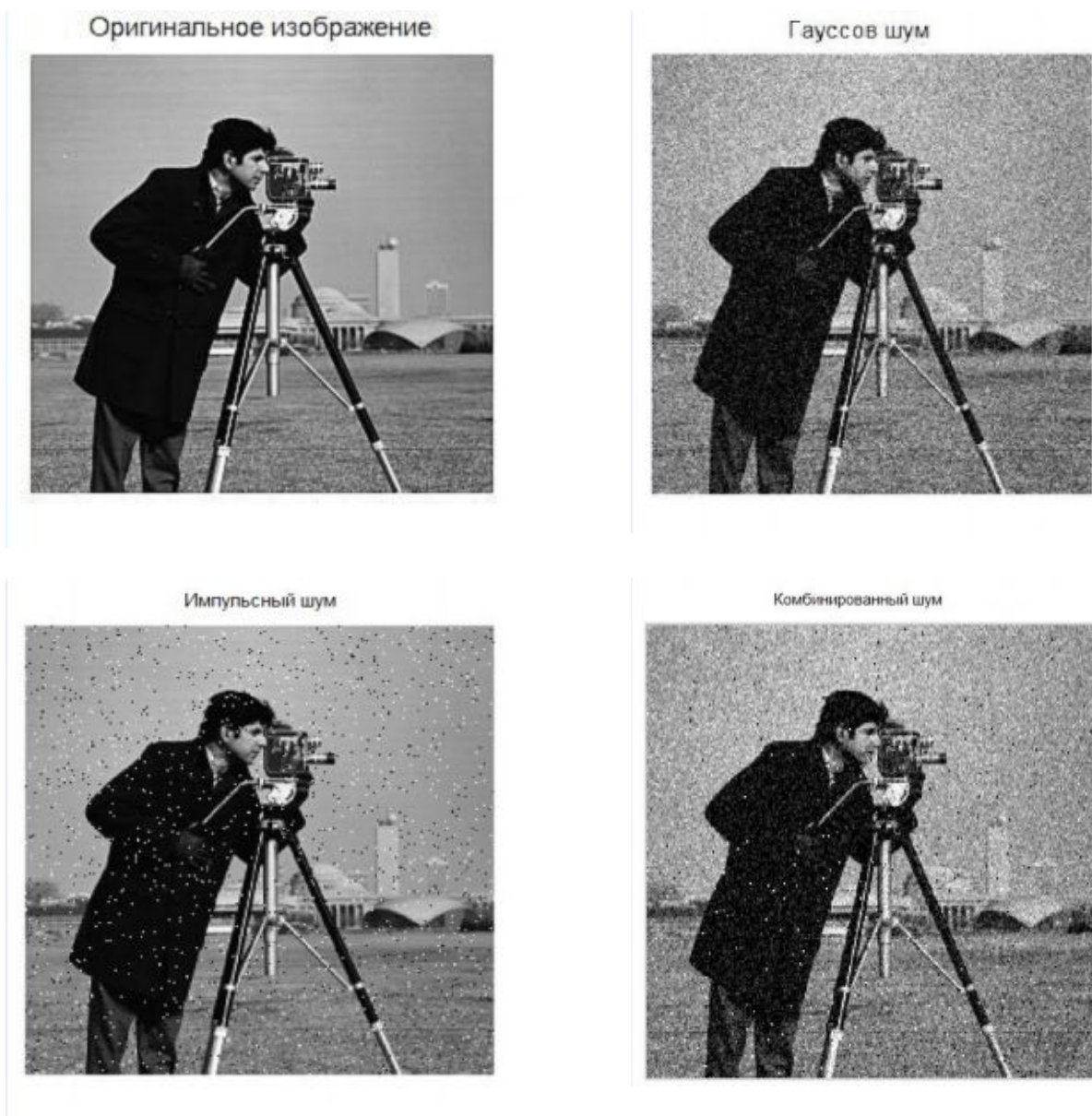
Также шумоподавление играет важную роль при сжатии изображений. При сжатии сильный шум может быть принят за детали изображения, и это может отрицательно повлиять на результирующее качество сжатого изображения.

Откуда же берется шум? Источники шума могут быть различными [3]:

- неидеальное оборудование для захвата изображения — видеокамера, сканер и т.п.;
- плохие условия съемки — например, сильные шумы, возникающие при ночной фото/видеосъемке;

- помехи при передаче по аналоговым каналам — наводки от источников электромагнитных полей, собственные шумы активных компонентов (усилителей) линии передачи;

1.2. Какие бывают шумы?



Соответственно, шумы тоже бывают разных видов. Наиболее адекватными с точки зрения использования в практических задачах являются модели аддитивного Гауссова и импульсного шума. Аддитивный Гауссов шум

характеризуется добавлением к каждому пикселю изображения значений из соответствующего нормального распределения с нулевым средним значением. Такой шум обычно вводится на этапе формирования цифровых изображений. Импульсный шум характеризуется заменой части пикселей на изображении значениями фиксированной или случайной величины. Такая модель шума связана, например, с ошибками при передаче изображений.

Примеры шумов представлены на изображениях выше.

1.3. Какие бывают методы удаления шумов?

Алгоритмы шумоподавления обычно специализируются на подавлении какого-то конкретного вида шума. Не существует пока универсальных фильтров, детектирующих и подавляющих все виды шумов. Однако многие шумы можно довольно хорошо приблизить моделью белого Гауссова шума, поэтому большинство алгоритмов ориентировано на подавление именно этого вида шума.

Самые распространенные методы удаления шумов [7]:

- сглаживающие фильтры
- фильтры Винера
- медианные фильтры
- ранжирующие фильтры

Для подавления Гауссова шума используются как линейные, так и нелинейные фильтры. Линейный фильтр определяется вещественнозначной функцией (ядром фильтра), заданной на растре. Сама фильтрация производится при помощи операции дискретной свертки (взвешенного суммирования).

При линейной сглаживающей фильтрации [5] значение интенсивности в каждой точке усредняется по некоторой сглаживающей маске. Примеры масок:

$$A_1 = \frac{1}{9} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad A_2 = \frac{1}{10} \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix},$$

$$A_3 = \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}.$$

В первом случае значению интенсивности в центральной точке присваивается среднее значение интенсивностей соседей. В других случаях — взвешенное среднее в соответствии с коэффициентами.

Потенциально лучшие результаты обработки изображения, в частности, результаты фильтрации, достигаются при использовании фильтра Винера [4]. Его применение связано с предположением о стационарности изображения. Поскольку наличие краев изображения служит нарушением стационарности, то винеровская фильтрация не является строго оптимальной. Однако при размерах кадра, значительно превышающих интервал корреляции изображения, влияние границ является малым. Технически фильтр Винера реализуется при помощи дискретного преобразования Фурье в частотной области.

Но использование методов линейной фильтрации не позволяет получить приемлемое решение в ряде практически важных задач. Следует принимать во внимание нелинейный характер самих процессов передачи, кодирования и восприятия информации, например, датчиков информации, канала связи, зрительной системы человека и т.п.

С целью расширения спектра задач, решаемых средствами цифровой обработки изображений, и преодоления ограничений, присущих методам линейной фильтрации, в настоящее время активно внедряются методы нелинейной цифровой фильтрации [2].

В отличие от теории линейной фильтрации, построение единой теории нелинейной фильтрации вряд ли возможно. Каждый из перечисленных классов имеет свои преимущества и область применения. Так, например, известно, что

лучшие результаты для сохранения перепадов оттенков, различных границ и локальных пиков яркости на искаженных импульсным шумом изображениях может дать применение медианной фильтрации [2].

Медианный фильтр в отличие от сглаживающего фильтра реализует нелинейную процедуру подавления шумов. Медианный фильтр представляет собой скользящее по полю изображения окно w , охватывающее нечетное число отсчетов. Центральный отсчет заменяется медианой всех элементов изображения, попавших в окно. Медианой дискретной последовательности называется средний по порядку член ряда, получающегося при упорядочении исходной последовательности.

Как и сглаживающий фильтр, медианный фильтр используется для подавления аддитивного и импульсного шумов на изображении. Характерной особенностью медианного фильтра, отличающей его от сглаживающего, является сохранение перепадов яркости (контуров). При этом если перепады яркости велики по сравнению с дисперсией аддитивного белого шума, то медианный фильтр дает лучшие результаты, чем оптимальный линейный фильтр. Особенно эффективным медианный фильтр является в случае импульсного шума.

Ранжирующий фильтр [1], как и сглаживающий, использует для преобразования изображения маску. Маска может включать или не включать центральный пиксель. Значения элементов, попадающих в маску, можно расположить в упорядоченный ряд и упорядочить по возрастанию (или убыванию), и вычислить определенные моменты этого ряда, например, среднее значение интенсивности и дисперсии. Выходным значением фильтра, которым заменяется центральный отсчет, является взвешенная сумма интенсивности центрального пикселя и медианы получившегося ряда. Коэффициенты обычно связаны определенной зависимостью со статистикой пикселей в окне фильтра.

1.4. Как сравнивать методы?

Целью восстановления искаженного изображения $z(x)$ является

получение из него при помощи некоторой обработки изображения, которое близко к идеальному изображению $y(x)$ по заданному критерию. Получающееся в результате обработки изображение $\hat{y}(x)$ будем называть оценкой исходного (идеального) изображения $y(x)$. Определим ошибку оценивания в каждой точке изображения: $\varepsilon(x) = \hat{y}(x) - y(x)$, $x \in X$, а также среднюю квадратичную ошибку (СКО) через ее квадрат, то есть дисперсию ошибки:

$$СКО = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\hat{y}(x_i) - y(x_i))^2 .$$

Критерий минимума квадрата СКО является наиболее универсальным и распространенным критерием качества восстановления при проектировании алгоритмов фильтрации изображений из-за математической простоты. Однако этот критерий имеет недостаток, заключающийся в том, что он не всегда согласуется с субъективным (психовизуальным) критерием качества, основанным в основном на точности передачи контуров. Указанный критерий является конструктивным и позволяет теоретически рассчитывать оптимальные (дающие минимумы квадрата СКО) алгоритмы фильтрации при рассмотренных моделях наблюдения. Классическое сравнение основано на шумовом моделировании: берется изображение хорошего качества, добавляется шум, и затем рассматривается изображение, восстановленное от шума каждым из методов.

2. Постановка задачи

В этой работе рассматривается адаптивный метод удаления шума, основанный на технике LPA и методе ICI.

Целью работы является модификация метода LPA и ICI, предложенного в [8], для более широкого класса задач, а именно:

- удаление импульсного шума
- удаление комбинированного шума
- адаптивность метода

Под адаптивностью метода подразумевается следующее: заранее может быть неизвестно, каким шумом искажено изображение. А так как фильтр обрабатывает изображение поточечно, одновременно с обработкой производится анализ изображения на присутствующие шумы, с целью дальнейшего ускорения работы фильтра.

2.1. Метод LPA

Среди различных подходов к удалению шума, LPA (локально-полиномиальная аппроксимация) может рассматриваться как одна из самых теоретически обоснованных и исследованных. Изначально LPA использовалась в статистике для обработки скалярных и многомерных зашумленных данных. Это техника, используемая для непараметрической оценки с использованием полиномиальных данных, вписанных в скользящее окно. Идея LPA метода такова: предполагается, что функция интенсивности $y(x)$ хорошо приближается полиномом в некоторой окрестности рассматриваемой точки x . Коэффициенты находятся взвешенным методом наименьших квадратов. Полученное приближение используют, чтобы вычислить оценку для рассматриваемой точки, которую называют "центром" LPA. Для других точек вычисления проводятся отдельно.

Для выбора размера адаптивного окна применяются две основные идеи. Первая основана на приближении смещения и дисперсии оценки сигнала с соответствующим вычислением оптимального размера окна, основанном на теоретических формулах. Однако для этого потребуется знание производных данного сигнала. Таким образом, становится необходимым оценивать и эти производные с помощью вспомогательных окон. Такие методы довольно сложны для реализации.

Вторая альтернативная идея не использует оценку смещения. Эта группа методов основана на статистике качества фильтрации, которая используется для прямой оптимизации точности.

ICI rule (правило пересечения интервалов доверия) — критерий, используемый для адаптивного выбора размера окна. Суть алгоритма состоит в поиске наибольшей окрестности точки оценки, где предположения локальной полиномиальной аппроксимации хорошо вписываются в данные. Оценки вычисляются для нескольких различных параметров и сравниваются. Адаптивный параметр определяется как наибольший, для которого оценка не значительно отличается от оценок для меньших параметров.

Рассмотрим зашумленные наблюдения z такого вида:

$$z(x) = y(x) + \varepsilon(x), x \in X, \quad (1)$$

где $y : X \rightarrow R$ — функция интенсивности исходного черно-белого изображения, $x(s) = (x_1(s), x_2(s))$ — двумерный вектор с компонентами $x_1(s)$ и $x_2(s)$, где параметр s соответствует s -тому пикселю на изображении. ε — независимые одинаково распределенные случайные Гауссовы ошибки, их распределение имеет вид $N(0, \sigma^2)$, а X — таблица. Предполагается, что функция $y(x)$ — кусочно-непрерывная и принадлежит классу F^r :

$$F_r = \left\{ D_{r_1, r_2}^r y(x) \leq L_r(x) \leq \bar{L}_r, \forall r_1 + r_2 = r \right\}, \quad (2)$$

где $D_{r_1, r_2}^{k_1+k_2} = \frac{\partial^{k_1+k_2}}{\partial^{r_1} x_1 \partial^{r_2} x_2}$ — оператор дифференцирования, а \bar{L}_r — константа.

Цель — восстановить $y(x)$ по данной функции $z(x)$ с наименьшим значением СКО. Локально-полиномиальная аппроксимация функции $y(x)$ выглядит следующим образом. Сначала рядом Тейлора приближается интенсивность $y(x)$, затем это разложение используется локально в относительно маленькой окрестности. По сути, локальное разложение используется для вычисления оценки интенсивности только для центрального пикселя. Для следующего пикселя вычисления повторяются. Такая поточечная процедура и определяет непараметрический характер оценивания.

Для LPA применяется следующая функция [8,9,10]:

$$J_h(x) = \sum_s w_h(x(s)-x) (z(x(s)) - C^T \phi(x(s)-x))^2, \quad (3)$$

$$\phi(x) = (\phi_1(x), \phi_2(x), \dots, \phi_M(x))^T,$$

$$C = (C_1, C_2, \dots, C_M)^T, x(s) = (x_1(s), x_2(s)), \quad (4)$$

где $\phi(x)$ — набор семейство линейно-независимых полиномов степени от 0 до m и $\phi_1=1$. Общее число полиномов $M = C_{2+m}^2 = \frac{(2+m)(1+m)}{2}$. Окно $w_h(x) = w(x/h)/h$ — это весовая функция, а параметр $h>0$ определяет размер окна. $w(x)$ удовлетворяет следующим условиям: $w(x) \geq 0$, $w(0) = \max_x w(x)$, $\iint w(x_1, x_2) dx_1 dx_2 = 1$.

Для $m = 2$ и $M = 6$ полное семейство линейно-независимых многочленов имеет вид:

$$\begin{aligned} \phi_1 &= 1, \text{ for } m = 0; \\ \phi_2 &= x_1, \phi_3 = x_2, \text{ for } m = 1; \\ \phi_4 &= x_1 x_2, \phi_5 = x_1^2 / 2, \phi_6 = x_2^2 / 2, \text{ for } m = 2. \end{aligned} \quad (5)$$

Минимизируя $J_h(x)$ по C :

$$\hat{C}(x, h) = \arg \min_{C \in R^M} J_h, \quad (6)$$

получим такую оценку $y(x)$: $\hat{y}(x) \stackrel{\Delta}{=} \hat{C}_1(x, h)$ и $\hat{C}_l(x, h), l = 2, \dots, M$ как оценки производных $y(x)$.

Эти оценки могут быть представлены в виде линейных преобразований:

$$\mathcal{A}(x, h) = \sum_s g_1(x, x(s), h)z(x(s)), \quad (7)$$

где g_1 — первый элемент вектора g , заданного уравнением

$$\begin{aligned} g &= \Phi^{-1} w_h(x(s) - x) \phi(x(s) - x), \\ \Phi &= \sum_s w_h(x(s) - x) \phi(x(s) - x) \phi^T(x(s) - x). \end{aligned} \quad (8)$$

Можно проверить, что в случае, когда $y(x)$ является многочленом степени m , такая оценка (7) точна. В частности, для многочленов ϕ_1, \dots, ϕ_M это означает, что

$$\sum_s g_1(x, x(s), h) \phi_k(x(s)) = \phi_k(x), \text{ для } k = 1, \dots, M, \forall x. \quad (9)$$

Это показывает, что преобразование с весом g_1 имеет точную репродуктивность для двумерных полиномиальных компонент интенсивности.

Точность LPA

Известно, что выбор размера окна – ключевой момент эффективности локальной оценки. Когда h мало, LPA дает хорошее приближение $y(x)$, но тогда используется меньше данных и оценка более чувствительна к шуму. Если же h велико, то данных используется много и изображение будет размыто. Невязка может быть представлена следующим образом:

$$e(x, h) = y(x) - \mathcal{A}(x, h) = y(x) - \sum_s g_1(x, x(s), h)z(x(s)) = E(e(x, h)) + e^0(x, h), \quad (10)$$

где

$$E(e(x, h)) = y(x) - \sum_s g_1(x, x(s), h)y(x(s)) = \sum_s g_1(x, x(s), h)[y(x) - y(x(s))]$$

и

$$e^0(x, h) = -\sum_s g_1(x, x(s), h)\varepsilon(x(s))$$

— это смещение и случайная компонента невязки.

Для вычисления разности $y(x) - y(x(s))$ запишем остаточный член ряда Тейлора в форме Лагранжа:

$$\begin{aligned}
y(x) - y(x(s)) &= S_1(s) + S_2(s); \\
S_1(s) &= \sum_{k_1+k_2=1}^{r-1} \frac{1}{k_1!k_2!} [x_1 - x_1(s)]^{k_1} [x_1 - x_1(s)]^{k_2} D_{k_1, k_2}^{k_1+k_2} y(x) \\
S_2(s) &= \sum_{k_1+k_2=r} \frac{1}{k_1!k_2!} [x_1 - x_1(s)]^{k_1} [x_1 - x_1(s)]^{k_2} D_{k_1, k_2}^r y(\lambda_s x(s) + (1 - \lambda_s)x), \quad 0 \leq \lambda_s \leq 1.
\end{aligned} \tag{11}$$

Предполагая, что ϕ — полное семейство двумерных полиномов степени m и $r = m+1$, в соответствии с (9) получим, что $\sum_s g_1(x, x(s), h) S_1(s) = 0$ и смещение определяется $(m+1)$ -ой производной $D_{k_1, k_2}^{m+1} y$. Подставляя формулу для остаточного члена ряда Тейлора в представление смещения невязки, получим:

$$|E(e(x, h))| \leq \bar{L}_{m+1} \sum_{k_1+k_2=m+1} \frac{1}{k_1!k_2!} \sum_s |g_1(x, x(s), h)| |x_1 - x_1(s)|^{k_1} |x_2 - x_2(s)|^{k_2},$$

где $|D_{k_1, k_2}^{m+1} y| \leq \bar{L}_{m+1}$, по определению \bar{L}_{m+1} .

Дисперсия случайной компоненты задается уравнением:

$$\text{var}(x, h) = E(e^0(x, h)^2) = \sigma^2 \sum_s g_1(x, x(s), h)^2. \tag{12}$$

Чтобы получить формулы, характеризующие точность в зависимости от параметра h , предположим, что интервал дискретизации Δ мал и $\Delta \rightarrow 0$. Тогда все формулы, приведенные выше, можно преобразовать в интегралы и получить следующие выражения:

$$\begin{aligned}
\mathcal{E}(x, h) &= \iint g_1(u) z(x + hu) du_1 du_2, \\
g &= \Phi^{-1} w(u) \phi(u), \\
\Phi &= \iint w(u) \phi(u) \phi^T(u) du_1 du_2, \\
g &= (g_1, \dots, g_M)^T, \quad u = (u_1, u_2).
\end{aligned} \tag{13}$$

Тогда формулы смещения и дисперсии задаются в явном аналитическом виде:

$$|E(e(x, h))| \leq h^{m+1} L_{m+1}(x) A,$$

$$A = \sum_{k_1+k_2=m+1} \frac{1}{k_1! k_2!} \iint |g_1(u)| |u_1|^{k_1} |u_2|^{k_2} du_1 du_2, \quad (14)$$

$$\text{var}(x, h) \approx \frac{\Delta^2 \sigma^2}{h^2} B, \quad B = \iint |g_1(u)|^2 du_1 du_2.$$

Таким образом, СКО $r(x, h)$ можно представить следующим образом:

$$r(x, h) \stackrel{\Delta}{=} E(e(x, h))^2 \leq \bar{\omega}^2(x, h) + \frac{\Delta^2 \sigma^2}{h^2} B \stackrel{\Delta}{=} \bar{r}(x, h), \quad (15)$$

$$\bar{\omega}(x, h) = h^{m+1} L_{m+1}(x) A,$$

где через $\bar{\omega}(x, h)$ обозначена верхняя граница смещения.

Минимизируя по h верхнюю границу $\bar{r}(x, h)$ СКО, получим идеальные значения размера окна и верхней границы ошибки:

$$h^*(x) = \left(\Delta^2 \frac{\sigma^2 B}{A^2 (L_{m+1}(x))^2} \gamma^2 \right)^{1/(2m+4)}, \quad \gamma^2 = \frac{1}{m+1}$$

и

$$\bar{r}^*(x) = \bar{r}(x, h^*(x)) = \text{var}^*(x) (1 + \gamma^2), \quad (16)$$

$$\text{var}^*(x) = \text{var}(e^0(x, h^*(x))), \quad \gamma = \bar{\omega}^*(x) / \text{std}^*(x),$$

$$\bar{\omega}^*(x) = \bar{\omega}(x, h^*(x)), \quad \text{std}^*(x) = \sqrt{\text{var}^*(x)},$$

где константа γ , не зависящая от x , показывает соотношение между верхней границей смещения и стандартным отклонением невязки при идеальном размере окна $h^*(x)$.

Эти формулы (16) показывают, что идеальный размер окна $h^*(x)$ зависит от $(m+1)$ -ой производной $y(x)$ и идеальное сочетание смещения и дисперсии достигается, когда отношение смещения и стандартного отклонения $\bar{\omega}^*(x) / \text{std}^*(x)$ равняется γ . Можно заметить, что

$$\bar{\omega}(x, h) \begin{cases} < \gamma \cdot \text{std}(x, h), \text{ когда } h < h^* \\ > \gamma \cdot \text{std}(x, h), \text{ когда } h > h^* \end{cases} \quad (17)$$

Это неравенство используется для проверки гипотезы $h \lessgtr h^*$.

2.2. Идея метода ICI

Ошибка оценки методом LPA может быть представлена следующим образом:

$$|e(x, h)| = |y(x) - \hat{y}(x, h)| \leq \bar{w}(x, h) + |e^0(x, h)|, \quad (18)$$

где $\bar{w}(x, h)$ — верхняя граница смещения оценки, а $e^0(x, h)$ — случайная ошибка с плотностью вероятности $N(0, \text{std}^2(x, h))$. Тогда неравенство $|e^0(x, h)| \leq \chi_{1-\alpha/2} \text{std}(x, h)$ выполняется с вероятностью $p = 1 - \alpha$, где $\chi_{1-\alpha/2}$ — это $(1 - \alpha/2)$ -тый квантиль стандартного Гауссова распределения, и с той же вероятностью

$$|e(x, h)| \leq \bar{w}(x, h) + \chi_{1-\alpha/2} \text{std}(x, h). \quad (19)$$

Из (17) следует, что неравенство (19) можно ослабить:

$$|e(x, h)| \leq (\gamma + \chi_{1-\alpha/2}) \text{std}(x, h). \quad (20)$$

Теперь введем конечную последовательность значений, соответствующих размеру окна:

$$H = \{h_1 < h_2 < \dots < h_J\},$$

начиная с достаточно малого h_1 . Определим последовательность интервалов доверия $D(j)$ смещенной оценки таким образом:

$$D(j) = [\hat{y}(x, h_j) - \Gamma \cdot \text{std}(x, h_j), \hat{y}(x, h_j) + \Gamma \cdot \text{std}(x, h_j)], \quad (21)$$

где $\Gamma = \frac{1}{\sqrt{m+1}} + \chi_{1-\alpha/2}$ — пороговая величина интервала доверия.

Заметим, что при $h = h_j$ $y(x) \in D(j)$. Тогда из формул оценки невязки (19)-(20) можно заключить, что, пока выполняется $h_j < h^*$, все интервалы $D(j)$ имеют общую точку, а именно $y(x)$. С другой стороны, когда пересечение интервалов пусто, это означает, что $h_j > h^*$. Таким образом, пересечение интервалов доверия может использоваться для проверки неравенств (17).

Следующее рассуждение — это идея метода ICI, которая используется для проверки существования общей точки и нахождения размера адаптивного

окна.

Рассмотрим пересечение интервалов $D(j), 1 \leq j \leq i$ с возрастающим i . Пусть i^+ — наибольшее i , для которого интервалы $D(j), 1 \leq j \leq i$ имеют общую точку. Это i^+ определяет размер адаптивного окна и адаптивную оценку LPA таким образом:

$$\hat{y}(x) = \hat{y}(x, h^+(x)), \quad h^+(x) = h_{i^+}. \quad (22)$$

Алгоритм ICI

Следующий алгоритм реализует процедуру (22). Определим последовательность верхних и нижних границ интервалов доверия $D(j)$ таким образом:

$$\begin{aligned} D(j) &= [L_j, U_j], \\ U_j &= \hat{y}(x, h_j) + \Gamma \cdot \text{std}(x, h_j), \\ L_j &= \hat{y}(x, h_j) - \Gamma \cdot \text{std}(x, h_j). \end{aligned} \quad (23)$$

Пусть

$$\begin{aligned} \bar{L}_{i+1} &= \max[\bar{L}_i, L_{i+1}], \quad \underline{U}_{i+1} = \min[\underline{U}_i, U_{i+1}], \\ i &= 1, 2, \dots, J; \quad \bar{L}_1 = L_1, \quad \underline{U}_1 = U_1. \end{aligned} \quad (24)$$

Тогда размер адаптивного окна h_{i^+} — это наибольшее i , при котором еще выполняется

$$\bar{L}_i \leq \underline{U}_i.$$

Следует подчеркнуть, что для этой процедуры требуется знать только оценку интенсивности и ее дисперсию.

2.3. Расширение алгоритма

Приведенные выше алгоритмы позволяют эффективно удалять Гауссов шум с изображения. Но если применить его к изображению, искаженному импульсным шумом, изображение останется прежним. При этом техника ICI позволяет для каждого пикселя находить окрестность, в которой пиксели «не

слишком сильно» отличаются от центра окрестности.



Рис. 1. Пример адаптивного окна.

Для «битых» пикселей (то есть пикселей, которые являются импульсным шумом) такая окрестность обычно состоит из одного пикселя (его самого). Если битых пикселей на изображении много, то возможно соседство таких пикселей, и тогда окрестность будет чуть больше. Таким образом, оценив размер окрестности, мы можем идентифицировать битые пиксели и сгладить их.

2.4. Адаптивность алгоритма

Так как алгоритм должен быть применим для любого вида шума, было бы странно упорно удалять Гауссов шум с изображения, искаженного только импульсным шумом. Поэтому в алгоритм встроены элементы адаптивности высокого уровня, которые ускоряют его работу. При начальном вычислении дисперсии шума наличие битых пикселей окажет влияние на эту величину. И даже если Гауссова шума на изображении не будет, дисперсия будет отлична от нуля. При удалении Гауссова шума подсчитывается дисперсия удаленного шума, если она оказывается значительно меньше вычисленной ранее (а так окажется, если Гауссова шума на самом деле нет, потому что импульсный шум первичная обработка не удаляет), то дисперсия корректируется, и алгоритм уже работает с более адекватными условиями.

3. Реализация

Для написания библиотеки был выбран Matlab. Во-первых, в Matlab есть встроенные аналогичные библиотеки и написанный алгоритм легко сравнить со встроенным по скорости и качеству. Во-вторых, из Matlab код можно транслировать в C, C++ и C#.

На вход программе поступает изображение в формате PNG. Этот формат позволяет хранить графическую информацию, используя сжатие без потерь. Встроенными функциями изображение преобразовывается в двумерный массив чисел от 0 до 1. Далее, в зависимости от настроенных параметров, добавляется тот или иной вид шума.

Задается массив N , в котором хранятся возможные значения размера окна. Задается вид окна: симметричное, состоящее из 4 различных квадрантов или состоящее из 8 секторов.

Сначала над полученными данными выполняется процедура LPA. Она состоит из нескольких частей:

- Нахождение дисперсии шума
 - `function_std_dev`
- Нахождение матрицы степеней для ядер
 - `function_LPA_Kernel_Matrix`
- Создание ядер
 - `function_Create_LPA_Kernels`

После создания ядер функция `function_LPA_Estimate` для каждой точки строит ряд оценок. Каждая оценка соответствует элементу из массива N . Среди этих оценок нужно выбрать оптимальную в каждом направлении (их может быть 1, 4 или 8 в зависимости от заданного вида окна). Это реализует функция `function_ICI`, которая строит интервалы доверия и находит оптимальный размер окна. Параллельно функция `function_adaptive_dev` пересчитывает дисперсию. После того, как размеры окна по всем направлениям

найлены, можно оценить размер окрестности, идентифицировать битые пиксели и применить к ним медианный фильтр.

После фильтрации можно подсчитать СКО отфильтрованного изображения и оригинального. Также изображение выводится на экран для субъективной оценки пользователем.

Проведено сравнение качества работы встроенных в Matlab функций обработки изображений и данной библиотеки. В качестве тестового изображения было взято черно-белое изображение 256x256 Cameraman. Оно было искажено тремя способами:

- Гауссовым шумом с дисперсией 0.01
- Импульсным шумом с плотностью 0.05
- Суммой этих двух шумов

В таблице представлены результаты сравнения предлагаемого алгоритма и стандартных.

	wiener2	medfilt2	new LPA+ICI
Гауссов	0,0024	0,0038	0,0016
Импульсный	0,0087	0,0028	0,0022
Комбинированный	0,0094	0,0043	0,0032

Таблица 1. Значения СКО

Как видно из таблицы, предлагаемый алгоритм дает более высокое качество фильтрации во всех трех случаях.

Ниже приведены результаты работы программы для трех видов шумов.

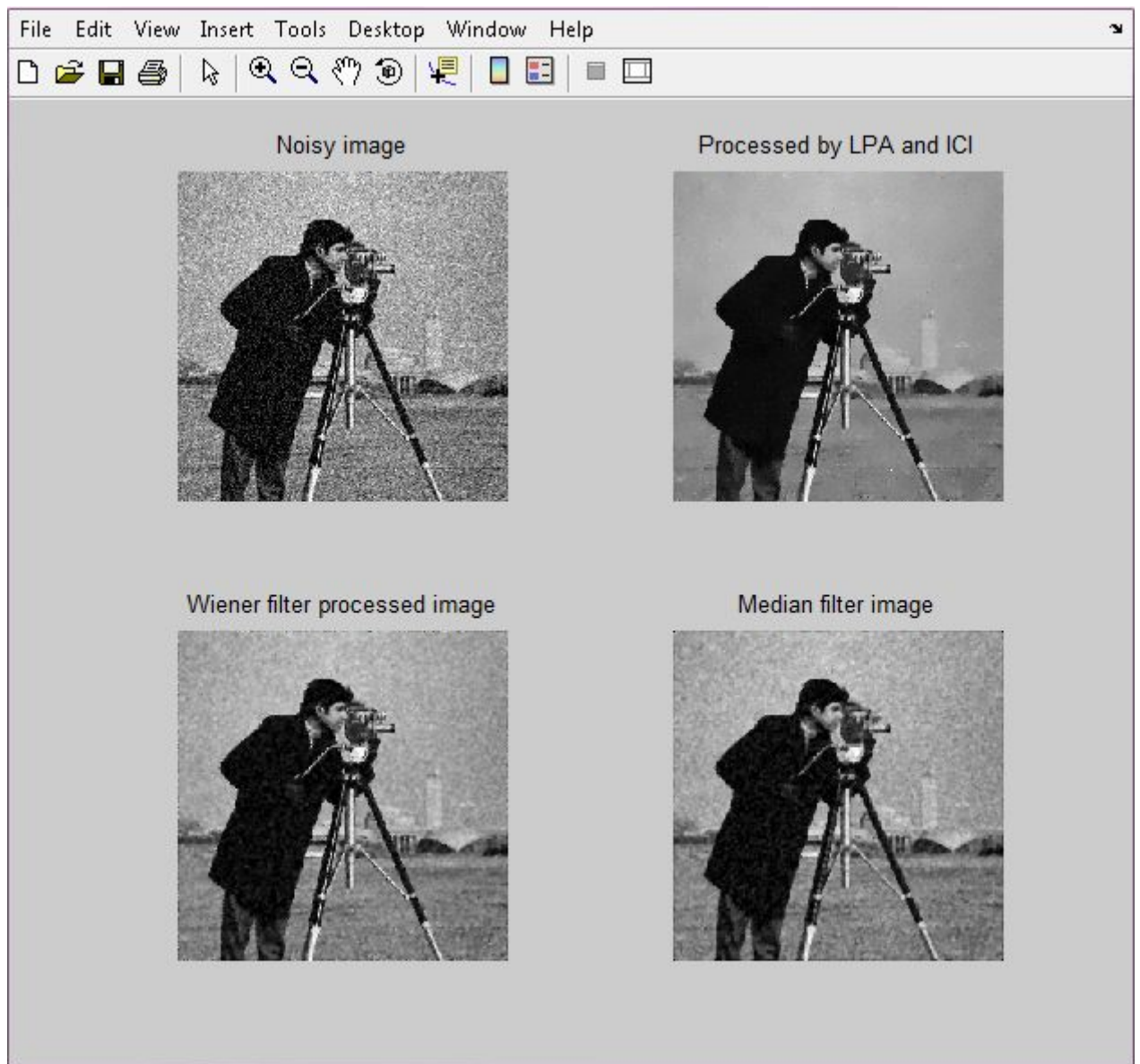


Рис. 2. Результаты удаления Гауссова шума.



Рис. 3. Результаты удаления комбинированного шума.



Рис. 4. Результаты удаления импульсного шума.

4. Заключение

В ходе написания дипломной работы были исследованы различные подходы к удалению трех основных видов шума: Гауссов шум, импульсный шум, комбинированный шум. Был разработан адаптивный метод удаления этих шумов. На его основе были разработан алгоритм, который был реализован в среде Matlab. Была создана система, удаляющая перечисленные шумы эффективнее существующих систем. Кроме того, эта система универсальна и сама подстраивается по имеющийся шум. Был проведен сравнительный анализ работы стандартных систем и новой системы. Было установлено, что во всех случаях новая система работает эффективнее стандартных. На это указывают как объективные данные, такие, как подсчет СКО, так и субъективные, такие, как визуальная оценка результатов работы пользователем.

В дальнейшем планируется адаптировать данные подходы для обработки не только черно-белых, но и цветных изображений. Планируется создание гибридных алгоритмов, совмещающих эффективные составляющие новых и стандартных алгоритмов.

Литература

1. Апальков И.В., Хрящев В.В. Удаление шума из изображений на основе нелинейных алгоритмов с использованием ранговой статистики. — Ярославский государственный университет, 2007.
2. Бухтояров С. С., Удаление шума из изображений нелинейными цифровыми фильтрами на основе ранговой статистики. – Москва, 2007.
3. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. – М.: Техносфера, 2005
4. Грузман И.С, В.С. Киричук, В.П. Косых, Г.И. Перетягин, А.А.Спектор. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учебное пособие.— Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2000. — 168.
5. Калинкина Д., Д. Ватолин, Проблема подавления шума на изображениях и видео и различные подходы к ее решению, <http://cgm.computergraphics.ru>
6. Фисенко В.Т., Фисенко Т.Ю., Компьютерная обработка и распознавание изображений: учеб. пособие. — СПб: СПбГУ ИТМО, 2008. – 192 с.
7. Buades, A., B. Coll, and J.M. Morel, "A review of image denoising algorithms, with a new one," SIAM Multiscale Modeling and Simulation, vol. 4, pp. 490-530, 2005.
8. Katkovnik, V., K. Egiazarian, and J. Astola, "Adaptive window size image denoising based on intersection of confidence intervals (ICI) rule", J. of Math. Imaging and Vision, vol. 16, no. 3, pp. 223-235, 2002.
9. Katkovnik, V., K. Egiazarian, and J. Astola, Local Approximation Techniques in Signal and Image Processing, SPIE Press, Monograph Vol. PM157, September 2006.
10. Katkovnik, V., A. Foi, K. Dabov, and K. Egiazarian, "Spatially adaptive support as a leading model-selection tool for image filtering", Proc. First Workshop Inf. Th. Methods Sci. Eng., WITMSE, Tampere, August 2008.
11. Rudin, L., S Osher, E Fatemi, "Nonlinear total variation based noise removal algorithms", Physica D, 1992 — csee.wvu.edu

12. Welch G., G. Bishop, An Introduction to the Kalman Filter, University of North Carolina at Chapel Hill, Chapel Hill, NC, 1995