ҚАЗАҚСТАН РЕСПУБЛИКАСЫ
БІЛІМ ЖӘНЕ ҒЫЛЫМ МИНИСТРЛІГІ
МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ
РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН
MINISTRY OF EDUCATION AND SCIENCE
OF THE REPUBLIC OF KAZAKHSTAN

Л.Н. ГУМИЛЕВ АТЫНДАҒЫ
ЕУРАЗИЯ ҰЛТТЫҚ УНИВЕРСИТЕТІ
ЕВРАЗИЙСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ ИМ. Л.Н. ГУМИЛЕВА
GUMILYOV EURASIAN
NATIONAL UNIVERSITY

ЖАС ҒАЛЫМДАР КЕҢЕСІ

# Студенттер мен жас ғалымдардың «Ғылым және білім - 2015» атты X Халықаралық ғылыми конференциясының БАЯНДАМАЛАР ЖИНАҒЫ

# СБОРНИК МАТЕРИАЛОВ X Международной научной конференции студентов и молодых ученых «Наука и образование - 2015»

# PROCEEDINGS of the X International Scientific Conference for students and young scholars «Science and education - 2015»

**УДК 001:37.0**
**ББК72+74.04**
**Ғ 96**

Ғ96
«Ғылым және білім – 2015» атты студенттер мен жас ғалымдардың X Халық. ғыл. конф. = X Межд. науч. конф. студентов и молодых ученых «Наука и образование - 2015» = The X International Scientific Conference for students and young scholars «Science and education - 2015». – Астана: http://www.enu.kz/ru/nauka/nauka-i-obrazovanie-2015/, 2015. – 7419 стр. қазақша, орысша, ағылшынша.

ISBN 978-9965-31-695-1

Жинаққа студенттердің, магистранттардың, докоранттардың және жас ғалымдардың жаратылыстану-техникалық және гуманитарлық ғылымдардың өзекті мәселелері бойынша баяндамалары енгізілген.

The proceedings are the papers of students, undergraduates, doctoral students and young researchers on topical issues of natural and technical sciences and humanities.

В сборник вошли доклады студентов, магистрантов, докторантов и молодых ученых по актуальным вопросам естественно-технических и гуманитарных наук.

УДК 001:37.0
ББК 72+74.04

ISBN 978-9965-31-695-1

©Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, 2015

6. Lee E.R., P.K. Kim, and H.J. Kim, Automatic Recognition of a Car License Plate Using Color Image Processing, Proceedings of the International Conference on Image Processing, Lecture Notes in Computer Science, pp.307-314, 2005.

7. Kim S.K., Kim D.W., Kim H.J., A Recognition of Vehicle License Plate Using a Genetic Algorithm Based Segmentation, Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing, V01.2., pp.661-664, 1996.

8. Hontani H., Koga T., Character extraction method without prior knowledge on size and information, Proceedings of the IEEE International Vehicle Electronics Conference (IVEC'01), pp. 67-72, 2001.

9. Park, S. H., Kim, K. I., Jung, K., Kim, H. J., Locating car license plates using neural network, IEE Electronics Letters, vol.35, no. 17, pp. 1475-1477, 1999.

10. Kim H.J., Kim D.W., Kim S.K., Lee J.V., Lee J.K., Automatic Recognition of Car License Plates Using Color Image Processing, Engineering Design & Automation, 3(2), pp.215-225, 1997.

11. Зилинберг А.Ю., Корнеев А.Ю., Корнеев Ю.А. Разработка высокоэффективных алгоритмов распознавания автомобильных номеров. Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский Государственный Университет Аэрокосмического Приборостроения, 2004.

12. Martinsky O., Algorithmic and mathematical principles of automatic number plate recognition systems / B.SC. Thesis. - Brno University of technology, faculty of information technology, department of intelligent systems, 2007. - 76 с.

13. Сизиков В.С. Математические методы обработки результатов измерений. СПб.: Политехника, 2001. 240с.

14. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. - М.: Техносфера, 2005. - 1072 с.

15. Сизиков В.С., Белов И.А. Реконструкция смазанных и дефокусированных изображений методом регуляризации // Оптический журнал. – 2000. – Т. 67. – № 4. – С. 60–63.

16. Viola, P. Robust Real-Time Object Detection / P. Viola, M. Jones // Intl. J. Computer Vision. – 2004. – Vol. 57(2). – P. 137–154.

УДК 004.93

## ОБЗОР МЕТОДОВ УДАЛЕНИЯ ШУМОВ С ИЗОБРАЖЕНИЙ НОМЕРНЫХ ЗНАКОВ ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ

**Касымханова Дана Женисовна**
*dana777k@mail.ru*
PhD докторант ВКГТУ им. Д.Серикбаева, Усть-Каменогорск, Казахстан
Научный руководитель – Н.Денисова

**Гарифуллина Жадра Рифхатовна**
преподаватель ЕНУ им. Л.Н.Гумилева, Астана, Казахстан

В различных системах автоматического распознавания номеров (Automatic Number Plate Recognition, ANPR) на одном из первых этапов обработки изображения транспортного средства с целью обнаружения номерного знака и его последующего распознавания производится предварительная обработка. Данная обработка связана с минимизацией всего спектра возможных проблем изображений: наличие шума, низкий контраст, наличие смаза и/или дефокусировка.

Задача шумоподавления на сегодняшний день является одной из самых распространенных в области цифровой обработки сигналов и изображений. Шум в изображениях, как правило, возникает на этапе их перевода в цифровой вид.

Математически задача реконструкции смазанных изображений сводится к уравнению Фредгольма I рода типа свертки [1]:

$$\int_{-\infty}^{\infty} k\,(x-\xi)w(\xi,y)d\xi = \mathrm{g}(x,y), -\infty < x,y < \infty \quad (1)$$

где $w(\xi,y), \mathrm{g}(x,y)$ - распределение интенсивностей по исходному и смазанному изображениям; $k(x-\xi)$ – ядро уравнения, физически функция рассеяния точки (PSF – point spread function):

$$k(x) = \begin{cases} \frac{1}{\Delta} \text{ при } x \in [-\Delta, 0], \\ 0, x \notin [-\Delta, 0]. \end{cases} \quad (2)$$

Δ - величина смаза.

Задача решения уравнения (1) является некорректной (неустойчивой). Для решения представленной некорректной задачи были исследованы следующие методы, которые относятся к классу линейных методов восстановления: инверсная фильтрация, параметрическая фильтрация Винера, метод преобразования Фурье с регуляризацией Тихонова и метод квадратур также с регуляризацией Тихонова.

Одним из самых простых методов реконструкции смазанного изображения является *метод инверсной фильтрации*. Смысл этого метода в том, что идеальное изображение $w(\xi,y)$проходит через линейную искажающую систему с ФРТ *k(x)* и повреждается аддитивным шумом. Предполагается, что между шумом и идеальным изображением корреляция отсутствует [2, с. 393]. Инверсная фильтрация предполагает получение оценки Фурье-преобразования исходного изображения делением Фурье-преобразования искаженного изображения на частотное представление искажающей функции. То есть метод можно выразить с помощью приближения [3, с 183]:

$$w_\alpha(\xi,y) = \frac{\mathrm{g}(x,y)}{k(x-\xi)} \quad (3)$$

затем следует выполнить обратное преобразование Фурье к функции $w_\alpha(\xi,y)$, где $\mathrm{g}(x,y)$-спектр искаженного изображения.Ввиде формулы инверсный фильтр можно выразить так [4, с. 183]:

$$w_\alpha(\xi,y) = W_\alpha(\omega,y) + \frac{\mathrm{g}(x,y)}{k(x-\xi))} \quad (4)$$

Методы обратной фильтрации имеют ряд недостатков:

– При синтезе восстанавливающего фильтра не учитывается факт влияния объектов, расположенных вне поля зрения объектива, на значение яркости на краях искаженного изображения. При восстановлении реально искаженных изображений таким фильтром возникают краевые эффекты, компенсация которых является отдельной задачей при реализации алгоритмов восстановления изображения на основе пространственной фильтрации.

– На практике изображение обычно бывает зашумлено. Это связанно с особенностями регистрации. Полное выражение, определяющее спектр изображения, имеет следующий вид:

$$\widetilde{g_y} = g_y\,(x) + k_y\,(x) \quad (5)$$

где *k (x*) спектр шума. Инверсная фильтрация приведет к тому, что спектр шума будет отмасштабирован. Это означает, что на частотах, в которых значение невелико значение спектра существенно возрастет. Изображение, которое должно быть восстановлено, окажется существенно зашумлено. Для устранения неустойчивости и сингулярности в методе инверсной фильтрации существует типичный подход, именуемый *псевдоинверсной*фильтрацией, в котором осуществляется ограничение частотного диапазона “малой” окрестностью начала отсчета, а затем выполняется обратное ПФ. Псевдоинверсная фильтрация не решает проблем краевых эффектов и наличия нулей передаточной функции формирующей системы в рабочем диапазоне частот.

В отличие от инверсной фильтрации метод оптимальной (в частности, параметрической) фильтрации Винера (также фильтр минимального среднеквадратического отклонения [3, с.

391]) в процессе восстановления помимо свойств искажающей функции учитывает и статические свойства шума. Рассмотрим данный метод более подробно.

Существует множество методов восстановления изображений, одним из которых и, довольно распространенным, является фильтр Винера. Метод фильтрации Винера (в частности, параметрической) в процессе восстановления помимо свойств искажающей функции также учитывает и статические свойства шума. В методе фильтрации Винера [5, с. 105-109; 6, с. 48] изображения и шум рассматриваются как случайные процессы, и поиск решения обратной задачи идет исходя из условия минимума среднеквадратического отклонения найденного приближения (оценки) от неискаженного изображения.

Решение интегрального уравнения (1) с помощью фильтра Винера имеет вид

$$w_y(\xi) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{H(-\omega)}{|H(\omega)|^2 + S_{ny}(\omega)/S_{wy}(\omega)} G_y(\omega) e^{-i\omega\xi} d\omega, \tag{6}$$

Выражение (6) легко решается с помощью преобразования Фурье с приведением в дискретную форму. Действительно, после преобразования Фурье выражение (6) можно записать в следующем виде:

$$W(u,v) = \frac{H^*(u,v)}{|H(u,v)|^2 + S_{\eta\eta}(u,v)/S_{ff}(u,v)} = \frac{1}{H(u,v)} \frac{|H(u,v)|^2}{|H(u,v)|^2 + S_{\eta\eta}(u,v)/S_{ff}(u,v)} \tag{7}$$

где $W, S_{\eta\eta}$, и $S_{ff}$ соответствует двумерному дискретному преобразованию Фурье линейного фильтра $w(x,y)$, энергетическому спектру шума и спектру неискаженного изображения. В результате получаем дискретный аналог интегрального уравнения Винера-Хопфа в виде системы уравнений. Данную систему уравнений решаем с помощью матрицы размера *(n+1)×(n+1)* и вектора-столбца.

Для реализации фильтра Винера необходимо оценить энергетические спектры шума и неискаженного изображения $S_{\eta\eta}(u,v)$ и $S_{ff}(u,v)$. Во многих случаях энергетический спектр неискаженного изображения вычисляется приблизительно при помощи либо периодограммы или метода Блэкмана-Тьюки (Blackman-Tukey).

При постоянстве спектральной функции шума $S_{\eta\eta}$ (уровень «белого шума») происходят соответствующие упрощения. На практике спектр неискаженного изображения $S_{ff}$ редко бывает известен. Поэтому часто, особенно если спектры шума и неискаженного (истинного) изображения оценить невозможно, прибегают к аппроксимации выражения (7) [3, с. 392]. При этом соотношение $S_{\eta\eta}(u,v)/S_{ff}(u,v)$ в выражении (7) заменяется константой (параметром) *K,* а фильтр называется *параметрическим винеровским фильтром* [4, с. 184].

Таким образом, примем:

$$K(u,v) = K_c = \text{const} \tag{8}$$

получаем

$$W(u,v) \approx W^K(u,v) = \frac{H^*(u,v)}{|H(u,v)|^2 + K_c} \tag{9}$$

Существует множество научных исследований по определению регуляризирующего параметра $K_c$ [7,8], но большинство из них требуют очень сложные математические вычисления и непригодны для практической реализации. Поэтому необходимым является представить более эффективный метод определения данного параметра NSPR, схема алгоритма которого представлена ниже (рис. 1).

Используя понятие «дисперсия шума» $\sigma_\eta^2$, представляется возможным найти подходящую функцию для данной дисперсии, которая бы позволяла рассчитать параметр $K_c$ наиболее близкий к тому значению, который был выбран в ходе моделирования с различными уровнями шума.

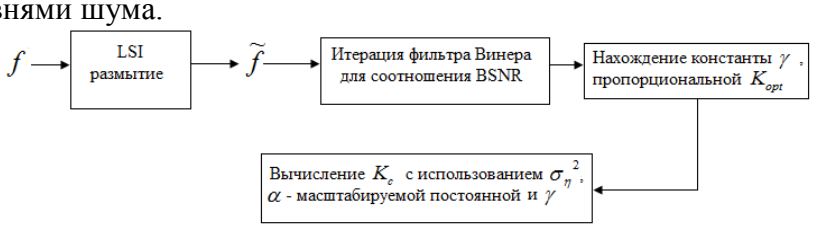


Рисунок 1 – Схема алгоритма нахождения параметра для фильтра Винера

Устойчивость метода параметрической фильтрации Винера повышается с увеличением отношения $S_{\eta\eta}(u,v)/S_{ff}(u,v)$, играющего роль отношения помеха/сигнал. При этом усиление влияния помехи не только стабилизирует решение, но также и вызывает рост погрешности решения. Применение параметрического фильтра Винера позволяет эффективно восстанавливать искаженные изображения, однако использование константы в качестве оценки для отношения энергетических спектров не всегда приводит к удовлетворительному решению обратной задачи [3, с. 395]. Таким образом, для решения задачи реконструкции смазанных изображений быстро движущихся объектов в режиме реального времени метод параметрической фильтрации Винера является недостаточным. В общей практике наилучшие результаты данный фильтр помогает достичь для подавления шума в аудио. Также одним из решающих факторов является то, что фильтр Винера показывает себя ненадежным методом при реконструкции именно быстро движущихся объектов [9].

Для повышения устойчивости решения задачи в сочетании с *преобразованием Фурье (ПФ) используется регуляризующий алгоритм Тихонова*, который составляет основу метода регуляризации Тихонова.

Обратная задача. Решение уравнения (1) методом ПФ с регуляризацией Тихонова может быть записано в виде обратного ПФ [2,3,4]:

$$w_\alpha(\xi,y)=\frac{1}{2\pi}\int_{-\infty}^{\infty}W_\alpha(\omega,y)e^{-i\omega\xi}\,d\omega, \tag{10}$$

где регуляризованный одномерный Фурье-спектр решения (при некотором $y$ равен)

$$W_\alpha(\omega,y)=\frac{K(-\omega)G(\omega,y)}{L(\omega)+\alpha M(\omega)}, \text{ причем} \tag{11}$$

$$K(\omega)=\int_{-\infty}^{\infty}k(x)e^{i\omega x}\,dx=\frac{\sin(\omega\Delta)}{\omega\Delta}+\frac{\cos(\omega\Delta)-1}{\omega\Delta}i, \tag{12}$$

$$G(\omega,y)=\int_{-\infty}^{\infty}g(x,y)e^{i\omega x}\,dx. \tag{13}$$

Здесь $K(\omega)$ и $G(\omega,y)$ - одномерные Фурье-спектры ядра и правой части уравнения (1). $\alpha\geq 0$ – параметр регуляризации, $M(\omega)$ – регуляризатор.

$$L(\omega)=|K(\omega)|^2=K(\omega)K(-\omega)=Re^2K(\omega)+Im^2K(\omega). \tag{14}$$

Фурье-спектр ядра $K(\omega)$ (не зависящего от $y$) можно вычислить аналитически согласно формуле (5), а $G(\omega,y)$ можно найти для каждого значения $y$ с помощью дискретного преобразования Фурье.

Решение большого числа примеров показывает [5,6], что метод ПФ дает менее неустойчивое решение. Это обусловлено, тем, что метод ПФ дает аналитическое решение и при численной реализации метода преобразования Фурье автоматически срабатывает усечение спектра частот. Для устойчивого решения обратной задачи интегрального

уравнения (1) воспользуемся более адекватным методом, использующим лишь арифметические операции - методом квадратур с регуляризацией Тихонова.

Полагая $y$ параметром, интегральное уравнение типа свертки (1) можно записать в виде:

$$\int_{-\infty}^{\infty} k\,(x-\xi)w_y(\xi)d\xi = \mathrm{g}_y(x), -\infty < y < \infty \qquad (15)$$

Полагаем, что правая часть $\mathrm{g}_y(\mathrm{x})$ уравнения задана при $\mathrm{x} \in [c,d]$ при некотором фиксированном значении y, причем пределы $[c,d]$ не зависят от $y$, а функция $w_y(\xi)$ ищется при $\xi \in [a,b]$ (обычно $[a,b] \subseteq [c,d]$). При этом уравнение (8) будем рассматривать как уравнение общего вида:

$$K\omega_y \equiv \int_a^b k(x,\xi)\, w_y(\xi)d\xi = \mathrm{g}_y(x), c < x < d, \qquad (16)$$

где

$$k(x,\xi) = k(x-\xi) = \begin{cases} \frac{1}{\Delta} \text{ при } -\Delta \le x-s \le 0, \\ 0, \text{иначе.} \end{cases} \qquad (17)$$

Здесь $K$ - интегральный оператор.

Уравнение (9) заменяем конечной суммой по формуле прямоугольников. Получим [1]:

$$Kw_j \equiv \sum_{l=1}^{n} k_{il}\, w_{j,l} = \mathrm{g}_{j,i}, i = \overline{1, n+\Delta}, j = \overline{1,m}, \qquad (18)$$

где

$$k_{il} = \begin{cases} \frac{1}{\Delta} \text{ при } -i-\Delta \le l \le i-1, \\ 0, \text{иначе,} \end{cases} \qquad (19)$$

для простоты опустив индекс $j$, получим

$$Kw \equiv \sum_{l=1}^{n} k_{il}\, w_l = \mathrm{g}_i, i = \overline{1, n+\Delta}, \qquad (20)$$

Здесь $K$ – ленточная матрица.

В результате при каждом фиксированном номере строки $j$ имеем систему линейных алгебраических уравнений (СЛАУ) (20). Причем система избыточная, так как в ней $n+\Delta$ уравнений и $n$ неизвестных $w_l$.

Уравнение (20) запишем в кратком виде:

$$Kw = \mathrm{g}. \qquad (21)$$

Здесь g – вектор-столбец размера $(n+\Delta) \times 1$, $K$ - матрица размера $(n+\Delta) \times n$ из коэффициентов $k_{il}$, $w$ - искомый вектор-столбец размера $n \times 1$.

Так как система является избыточной, ее решение осуществляется методом наименьших квадратов Гаусса, согласно которому вместо СЛАУ (21) решается следующая СЛАУ:

$$K^T K w = K^T \mathrm{g} \qquad (22)$$

(22) система из $n$ уравнениями и с $n$ неизвестными, $K^T$ - транспонированная матрица (размер матрицы $n \times (n+\Delta)$).

Задача решения СЛАУ (22) является неустойчивой. Для получения устойчивого решения применяется метод регуляризации Тихонова [1,6,7]. В этом методе вместо (22) СЛАУ решается следующая система:

$$(\alpha I + K^T K)w_\alpha = K^T \mathrm{g}\,, \qquad (23)$$

где $I$ - единичная матрица размером $n \times n$, $\alpha$ – параметр регуляризации.

$$w_\alpha = (\alpha I + K^T K)^{-1} K^T g. \qquad (24)$$

Решение (24) нужно выполнить для каждого значения $j = \overline{1,m}$ - номера строки в изображении. В результате получим регуляризованное решение в виде матрицы $w_\alpha$ с элементами $(w_\alpha)_{jl}$.

В работе исследованы линейные методы удаления шумов с изображений и среди них выбран метод квадратур с регуляризацией Тихонова, который позволяет эффективно обрабатывать изображения быстродвижущихся объектов. Лучший результат получается в том случае, когда прямая и обратная задачи решаются в одинаковом ключе, с использованием квадратур [10].

**Список использованных источников**

1. Сизиков В.С. Математические методы обработки результатов измерений. СПб.: Политехника, 2001. 240с.
2. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: Пер. с англ. - М.: Мир, 1982.-Кн. 2.-480 с.
3. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. - М.: 2005. - 1072 с.
4. Гонсалес Р., Вудс Р., Эддинс С. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB. Москва: Техносфера, 2006.-616с.
5. Василенко Г.И. Теория восстановления сигналов. М.: 1979. – 272 с.
6. Верлань А.Ф. Сизиков В.С. Интегральные уравнения: методы, алгоритмы, программы. - Киев: Наук. Думка, 1986.
7. R. Neelamani, H. Choi, and R. Baraniuk “ForWaRD: Fourer-Wavelet Regularized Deconvolution for Ill-Conditioned Systems,” IEEE Trans. Signal Processing, vol.52, no.2, pp.418-433, February 2004
8. A. Tikhonov and V. Arsenin, Solution of Ill-Poised Problems, Winston, Washington, DC, USA, 1977.
9. Сизиков В.С., Белов И.А., Реконструкция смазанных и дефокусированных изображений методом регуляризации // Оптический журнал. 2000. Т. 67. №4. С.60-63.
10. Римских М. В Методы преобразования Фурье и квадратур с регуляризацией для восстановления смазанных изображений в MATLAB’е / Сборник тезисов V Всероссийской межвузовской конференции молодых ученых. СПб: СПбГУ ИТМО, 2008. С. 39–51.

ОӘЖ 681.51

# «SMART HOUSE» АВТОМАТТАНДЫРЫЛҒАН БАСҚАРУЫНЫҢ ИНТЕЛЛЕКТУАЛДЫ ЖҮЙЕСІ

**Құлымжанова Жайнат**
zhainat94@mail.ru
Л.Н.Гумилев атындағы ЕҰУ, Астана, Қазақстан
Ғылыми жетекшісі – Жукабаева Тамара

Бұл мақалада «Smart house» автоматтандырылған басқару жүйесі жасалынады. Жасалынған жүйе тетіктерден мәліметтерді қашықтан мобильді қосымша немесе веб-браузер арқылы басқаруды жүзеге асырады. «Smart house» - ыңғайлылық деңгейін арттыратын заманауи құрылғы болып табылды, себебі ондағы үрдістердің бір бөлігі автоматты түрде жүзеге асырылса, ал қалған бөлігімен қашықтан басқаруға болады, және оны зерттеп, дамыту үшін осы қасиетті маңызды ете түседі.Заманауи адамның дағдысына алыстан басқару технологиясы әбден кірді. Бұл технологиялар уақытта үнемдеп қана қоймай, сондай-ақ тұрған орнына тәуелсіз болуды қамтамасыз етеді[1].

**Есептің қойылымы:**

- «Smart house»автоматтандырылған интеллектуалды жүйесін құру үшін технологияларды талдап, ең тиімдісін таңдау;
- Таңдалған технологияға байланысты қажетті құрылғыларды таңдау;
- Сол құрылғыларды басқаратын бағдарламалық қамтаманы құру;

Көбінесе «smart house» термині ғимаратпен басқарудың келесі жүйелерінің бірігуімен түсіндіріледі:

- Басқару және байланысу жүйелері
- Жылыту, желдету және салқындату жүйелері
- Жарықтандыру жүйелері