

УДК 621.391

В.В. Слободянюк, А.В. Шаповалов, В.А. Лебедев, О.Н. Чекунова

Харьковский университет Воздушных Сил имени Ивана Кожедуба

МЕТОД НЕЛОКАЛЬНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ АДДИТИВНОГО ШУМА НА ЦИФРОВОМ ИЗОБРАЖЕНИИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИИ СУРРОГАТНЫХ ДАННЫХ

Предложено обобщение нового метода нелокальной фильтрации изображения с применением технологии суррогатных данных в условиях отсутствия априорной информации о свойствах шума и изображения, а также проведен его сравнительный анализ с локальными методами линейной и винеровской фильтрации.

Ключевые слова: фазовое пространство, пространственная разрешающая способность, технология суррогатных данных, фильтрация шума.

Введение

Никакая система регистрации не обеспечивает идеального качества изображений исследуемых объектов. Изображения в процессе их формирования подвергаются воздействию различных случайных помех или шумов. Задача подавления шума на изображениях является одной из классических задач обработки изображений [1]. Теоретический предел [2] восстановления различных цифровых изображений современными алгоритмами фильтрации, на данный момент не достигнут.

Наиболее распространенным видом помех является случайный аддитивный шум, статистически независимый от оригинального изображения. Предполагая, что изображения искажены аддитивным белым гауссовским шумом, используют несколько стандартных подходов к решению этой задачи, основанных на методах локальной и нелокальной фильтрации (NLM-фильтрации) [3,4]. Первый подход основан на оценке пикселя зашумленного изображения, полученного весовым суммированием значений пикселей из его окрестности. Второй подход [4] можно определить как методы, в которых значение оцениваемого пикселя находится весовым суммированием данных, находящихся в различных участках цифрового изображения, но подобных к окрестности оцениваемого пикселя. Усреднение множества подобных фрагментов можно подавлять шум и лучше сохранять детали изображения чем методы локальной фильтрации. Для выбора параметра весовых коэффициентов (сглаживания) рассмотренного метода требуется априорная информация о статистических характеристиках шумовой составляющей.

При наличии большого числа различных методов фильтрации классические подходы к оценке их качество основанные на оценки значений PSNR или MSE не являются удовлетворительными, так как не делают различий между небольшим шумом и искажением яркости и контраста изображения в целом и такими артефактами, как исчезновение мелких объ-

ектов или сдвиг границы между объектами на 1-2 пикселя в относительно небольшой части изображения. Если ошибки первого вида допустимы, то ошибки второго вида неприемлемы при дешифрировании изображений, в медицинских и других приложениях. При этом подавление шума, которое приводит к увеличению PSNR, приводит к ухудшению пространственного разрешения (потере мелких деталей на изображении), что является фундаментальной проблемой в области восстановления изображений для последующего анализа и описания его деталей. То есть эти показатели качества фильтрации изображений оказываются противоречивыми. Метод нелокального среднего показывает хорошие результаты на изображениях с текстурой или областями с постоянной яркостью [5]. В случае же если на изображении малое количество похожих участков, данный метод неэффективен. Стоит отметить, что выбор размера блока и их количества для усреднения также зависит от наличия априорной информации.

На основании визуального анализа отфильтрованного изображения в работах [2, 3] делается вывод, о том, что нелокальные методы фильтрации на сегодняшний день обеспечивают наивысшее качество подавления шума без разрушения деталей изображения. Серьезный недостаток исследования базовой схемы NLM-фильтрации связан с тем, что его качество оценивается в основном визуальным анализом отфильтрованного изображения и ошибки его фильтрации, ориентируясь на то, что при качественной фильтрации не должна просматриваться структурированность данных т.е. ошибка фильтрации должна быть похожа на шум. Однако эти выводы могут быть достаточно субъективным и требуют подтверждения численными оценками пространственной разрешающей способности, которые в этих работах отсутствуют.

Использование технологии суррогатных данных в задачах обработки изображений. В статистическом и нелинейном анализе временных рядов способы формирования псевдоансамбля исходных данных, который можно использовать для оценки неко-

торых характеристик временных рядов, получили название технологии суррогатных данных и бутстреп-метода соответственно [5 – 7]. Эти способы, предполагают интенсивное использование компьютерных средств (computer-intensive) и объединены общим термином "численный ресамплинг" (resampling). Для формирования псевдоансамбля из наблюдения известно несколько подходов, например, сохраняющих статистические свойства наблюдений и свойства их образов (аттракторов) в псевдофазовом пространстве. В работах [8 – 10] для уменьшения дисперсии шумовой составляющей и допустимого уменьшения детальности изображений было предложено формировать ансамбль суррогатных реализаций изображения, которые затем усреднялись. Для формирования ансамбля была использована технология суррогатных данных (SDT-surrogate data technology), реализованная с помощью ATS-алгоритма (attractor trajectory surrogates) [10], примененного к строкам и столбцам зашумленного изображения. Эта технология основана на обработке точек аттрактора, который является образом изображения в псевдофазовом пространстве заданной размерности. К недостаткам данного подхода следует отнести появление артефактов на изображении, ухудшающих визуальное качество (ложные линии в виде сетки), так как раздельная обработка строк и столбцов приводит к нарушению связей между пикселями изображения.

Предлагается обобщение технологии суррогатных данных на двумерные массивы с сохранением нелокальных пространственных связей между фрагментами изображения. В частном случае, при вложении изображения в псевдофазовое пространство с размерностью равной единице этот подход оказывается близким к методу NLM-фильтрации изображений. Было показано, что качественные показатели фильтрации изображения, которые оценивались значениями PSNR и пространственной разрешающей способностью превосходили аналогичные показатели для линейного фильтра и фильтра Винера. Однако этот вариант реализации алгоритма формирования ансамбля суррогатных изображений не в полной мере учитывает пространственную зависимость элементов изображения. Поэтому представляет интерес обобщение алгоритма SDT-фильтрации изображения, учитывающее двухмерность данных, подлежащих обработке.

Цель работы – обобщение метода SDT-фильтрации изображения, учитывающее возможную пространственную зависимости его элементов, и численная оценка его качества.

Обобщение метода SDT-фильтрации шума на изображении

В основе метода SDT-фильтрации лежит базовый ATS-алгоритм формирования суррогатных данных, который предполагает погружение скалярной

последовательности $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ в псевдофазовое пространство точки которого представляются векторами[^]

$$y_1 = (x_1, x_2, \dots, x_d), y_2 = (x_2, x_3, \dots, x_{d+1}), \\ y_{N-d} = (x_{N-d}, x_{N-d+1}, \dots, x_N),$$

где N – число элементов последовательности, а d – размерность псевдофазового пространства.

Обобщая базовый ATS-алгоритм на погружение изображения в псевдофазовое пространство, вместо скалярных элементов x_i последовательности $\{x_i\}_{i=1}^N$ можно рассматривать последовательность $\{A_i\}_{i=1}^{(N-n+1)^2}$ матриц A_i , полученных «скользящим окном» размером $(n \times n)$ по всему изображению. Тогда точками

$$\{y_i = (A_i, \dots, A_{i+d-1})\}_{i=1}^{(N-n+1)^2-d+1}$$

в псевдофазовом пространстве размерности d можно считать группы матриц, составленные из фрагментов изображения (матриц A_i). Рассмотрим частный случай погружение изображения в псевдофазовое когда $d=1$. В этом случае имеем следующее множество точек: $\{y_i = A_i\}_{i=1}^{(N-n+1)^2}$. Этот случай требует меньше вычислительных ресурсов при компьютерной реализации ATS-алгоритма. В неформальном изложении ATS-алгоритм состоит из таких шагов:

1. Выбираем начальную точку $s_1 \in \{y_i = A_i\}_{i=1}^{(N-n+1)^2}$.
2. Устанавливаем значение параметра цикла $i = 1$ (соответствие номера точки s_i номеру точки y_i).
3. Выбираем случайным образом точку s_i из множества $\{y_n\}_{n=1}^{(N-n+1)^2}$, которая попадает в окрестность (гиперсферу) радиуса ε точки, например точки y_j .
4. Установим $s_{i+1} = y_{j+1}$ и увеличим i на единицу.
5. Повторяем шаги 4-5 до тех пор, пока не выполнится условие $i = N$.

В результате формируется одна реализация суррогатного изображения.

Для реализации подхода к подавлению шума на изображении за счет усреднения большого числа снимков, сформируем ансамбль суррогатных реализаций изображения s_{sur} , повторяя N_s раз ATS-алгоритм, и определим математическое ожидание

$$\langle s_{sur} \rangle = \frac{1}{N_s} \sum_{n=1}^{N_s} s_{sur(n)},$$

где n – номер суррогатной реализации изображения.

Экспериментально показано (рис. 1), что увеличение числа элементов в ансамбле суррогатных изображений более ста практически не влияет на качество SDT-фильтрации изображения, характеризующееся значением q отношения сигнал/шуму заданным в метрике:

$$\text{PSNR} = 20 \log_{10} \left(255 / \sqrt{\frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=0}^{N_1-1} \sum_{j=0}^{N_2-1} [f_{i,j} - g_{i,j}]^2} \right),$$

где $f_{i,j}$ – значение пикселей оригинального изображения в координатах i, j ; $g_{i,j}$ – значение пикселей сравниваемого изображения в координатах i, j ; N_1 , N_2 – число пикселей в строках и столбцах сравниваемых изображений.

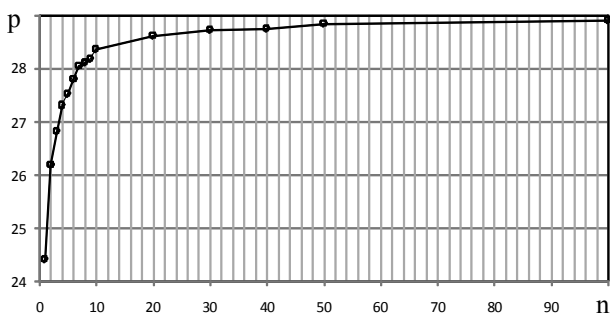


Рис. 1. Зависимость значения $q_{\text{вых}}$ на выходе SDT фильтра от числа n – усредненных суррогатных изображений

Некоторая аналогия метода SDT фильтрации для $d=1$ и метода NLM просматривается при усреднении ансамбля суррогатных изображений. В методе SDT усредняющее ядро выбрано в виде функции Хевисайда область задания которой (радиуса ϵ) косвенно зависит как от дисперсии шума, так и от размера «скользящего окна» и вычисляется по гистограммам распределения расстояний между всеми парами матриц A_i и A_j , которые показаны на рис. 2. Можно использовать и гауссовское ядро, которое используется в базовом методе NLM. Параметр этого ядра непосредственно связан с дисперсией шума, которая должна быть или априори известна или оценена по зашумленному изображению. Принципиальное отличие предложенного варианта метода SDT фильтрации от метода NLM состоит в том, что последовательность матриц, составляющих суррогатные реализации изображения, не содержат исходную последовательность $\{A_i\}_{i=1}^{(N-n+1)^2}$, даже в отсутствии шума.

Моделирование и анализ предложенного метода фильтрации изображения

При моделировании предложенного метода фильтрации рассматривалось тестовое изображение

размером 64×64 , искаженное аддитивным гауссовским белым шумом с нулевым математическим ожиданием и различными значениями дисперсии σ^2 . Для анализа эффективности предложенного метода проводилось сравнение его визуального образа, характеристик подавления шума и разрешающей способности с аналогичными характеристиками известных фильтров: линейного и фильтра Винера с размерами окон 3×3 . Значение $q_{\text{вых}}$ для тестового изображения выбрано равным $q_{\text{вх}} = 22.085$ дБ.

На рис 3 показаны оригинальное тестовое изображение (рис. 3, а), зашумленное тестовое изображение (рис. 3, б) и изображения после подавления шума с использованием линейного фильтра (рис. 3, в), фильтра Винера (рис. 3, г) и предложенного фильтра (рис. 3, д). Расчет значений $q_{\text{вых}}$ показал, что после подавления шума рассматриваемыми фильтрами, они имеют близкие значения: для линейного фильтра $q_{\text{вых}} = 24.979$ дБ, для фильтра Винера $q_{\text{вых}} = 26.825$ дБ а для предложенного метода $q_{\text{вых}} = 26.071$ дБ. Однако, визуальный анализ показывает, что предложенный метод фильтрации лучше подавляет шум.

Однако оценка $q_{\text{вых}}$ не являются удовлетворительной характеристикой метода фильтрации шума, так как не делает различий между небольшим шумом, искажением яркости и контраста изображения в целом и такими артефактами, как исчезновение мелких объектов или сдвиг границы между объектами на 1-2 пикселя в относительно небольшой части изображения. Поэтому, наряду с энергетическими мерами качества методов фильтрации изображений, целесообразно рассмотреть их качество точки зрения пространственной разрешающей способности (сохранения мелких деталей). Под пространственной разрешающей способностью понимают способность системы формирования изображения воспроизводить тонкую структуру восстанавливаемого сигнала. Для большинства систем формирования изображений оценка разрешающей способности представляет собой сложную и во многих случаях теоретически не решенную задачу. В связи с этим широкое распространение получили экспериментальные методы определения разрешающей способности, которые основаны на использовании тестовых объектов (изображений).

Например, в телевидении для определения качества телевизионного изображения используют так называемые испытательные таблицы. В этих таблицах имеются участки, по которым определяют разрешающую способность. Эти участки представляют собой набор черных и белых полос различной ширины или полос в виде клина. Разрешающая способность при этом определяется как число отдельно различимых полос на единице длины. Другим методом экспериментального определения разрешающей способности является получение изображения двух

рядом расположенных точек и оценка их различимости по тем или иным критериям. В дальнейшем будем использовать критерий разрешающей спо-

собности, учитывающий случайный характер полученного цифрового изображения известный как критерий разрешения.

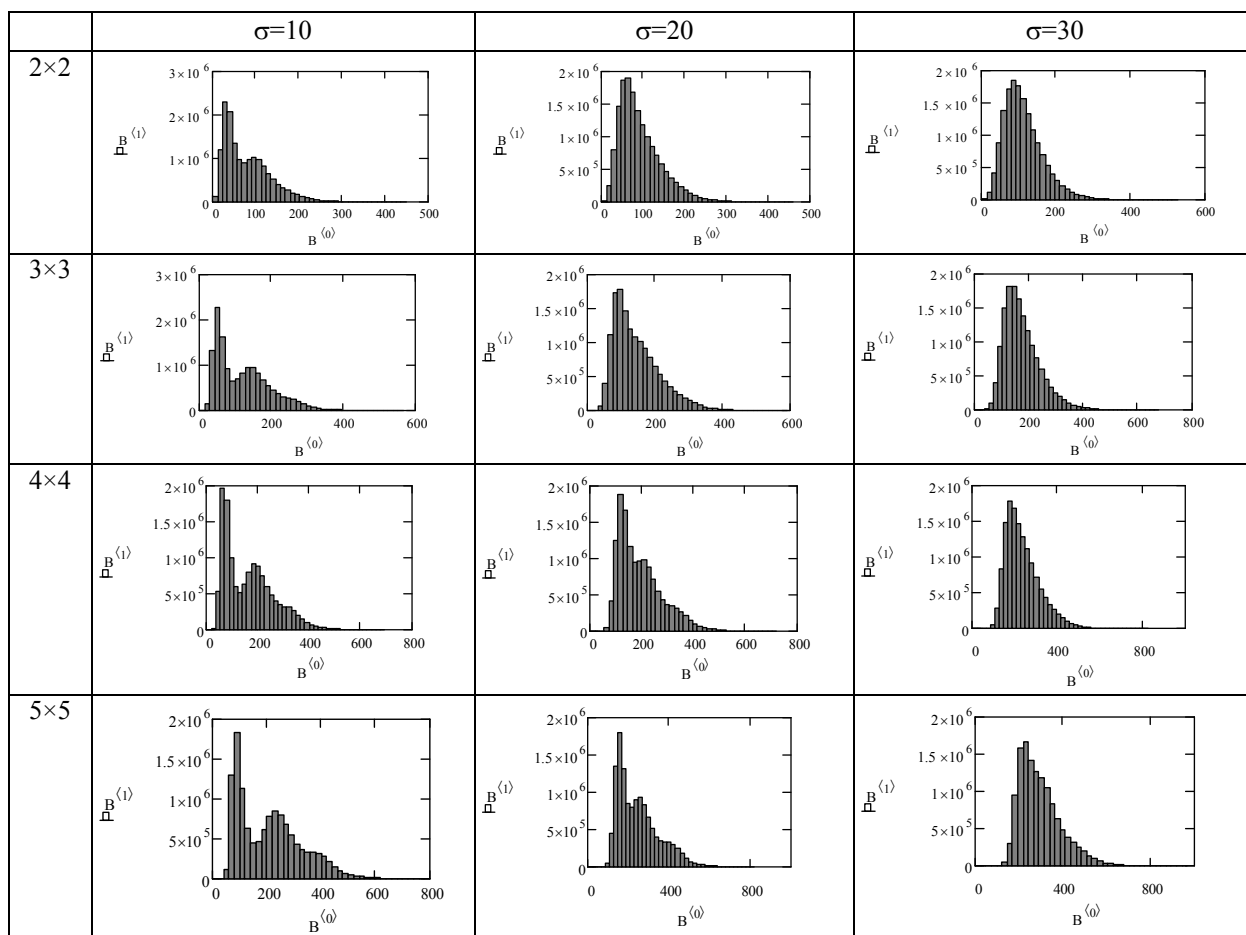


Рис. 2. Гистограммы распределения расстояний между парами различных фрагментов изображения, выделяемых скользящим окном

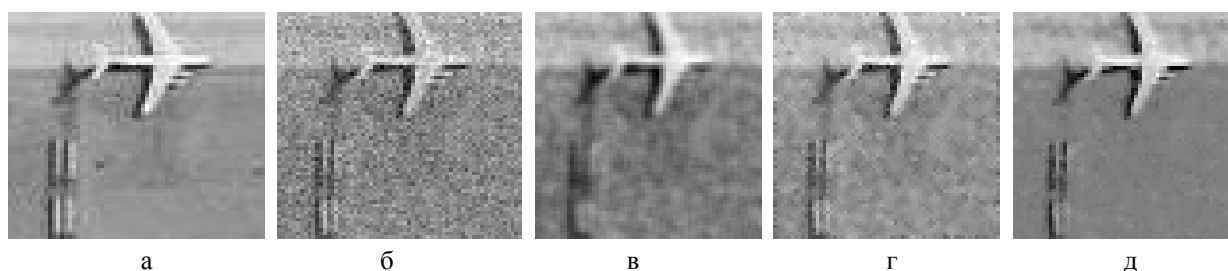


Рис. 3. Изображения: а – оригинальное; б – зашумленное; в – после линейной оконной фильтрации; г – после фильтрации Винера; д – после SDT фильтрации

Результаты моделирования фильтрации изображений

Разрешающая способность предложенного метода SDT-фильтрации шума сравнивалась с разрешающей способностью методов линейной оконной и Винеровской фильтрации, реализуемых с помощью встроенных функций в пакете Mathcad.

На рис. 4 для исследуемых фильтров показаны зависимости вероятности разрешения двух гауссиан $P(q)$ на тестовом изображении от значений $q_{вх}$ на входе фильтров, а на рис. 5 показаны зависимости

значений $q_{вых}$ для анализируемых фильтров от значений $q_{вх}$ при фильтрации зашумленного изображения самолета. Легко заметить, что предложенный метод характеризуется большей разрешающей способностью по сравнению с традиционными методами фильтрации при равных значениях $q_{вх}$, но, в то же время, незначительно уступает в таком показателе качества фильтрации, как $q_{вых}$ фильтру Винера и превосходит линейный. К примеру, более размытое изображение, в котором вместе с шумом были удалены мелкие детали, может иметь значение $q_{вых}$ выше, чем изображение с более аккуратно подавленным шумом.

В тоже время визуальные оценки изображения, основанные на психофизическом его восприятии, могут отдать предпочтение исходному в меру зашумленному изображению по сравнению с изображением, полученным после его оконной фильтрации.

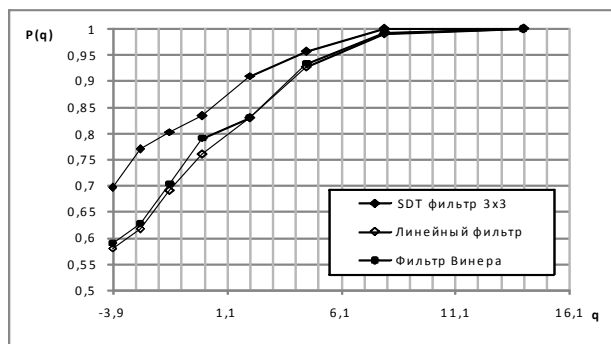


Рис. 4. Зависимости вероятности разрешения двух гауссиан $P(q)$ на тестовом изображении от значений $q_{вх}$ на входе фильтров

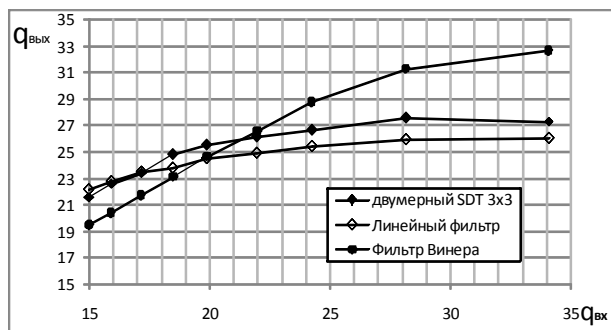


Рис. 5. Зависимости значений $q_{вых}$ для анализируемых фильтров от значений $q_{вх}$

Как уже отмечалось выше при подготовке (фильтрации) изображения к этапу его дешифрирования важно сохранить на нем мелкие детали. В этом случае важной характеристикой качества фильтра является его пространственная разрешающая способность. Из множества критериев пространственного разрешения для сравнения рассматриваемых методов фильтрации воспользуемся критерием разрешение – измерение, который был апробирован в работе [11]. Этот показатель качества оценивался по тестовому изображению двух гауссиан, искаженных шумом. На рис. 6 показаны зависимости $P(q_{вх})$ вероятности разрешения двух гауссиан от значения $q_{вх}$ на входе предложенного SDT-фильтра, а на рис. 7 значения $q_{вых}$ на выходе предложенного SDT-фильтра от значения $q_{вх}$ на его входе для различных размеров окон.

Известно, что на качество фильтрации влияет размер окна $L \times L$, выделяющего текущий фрагмент изображения. На рис. 8 показаны результаты SDT-фильтрации тестового изображения для различных размеров окон. Легко заметить, что по мере увеличения размера окна наблюдается снижение значения q , что локальных фильтров. Следует отметить, что в отличие от традиционных методов локальной

фильтрации метод SDT-фильтрации позволяет использовать окна с любым допустимой целочисленным размером.

При этом границы изображения фильтруются так же, как и другие его элементы.

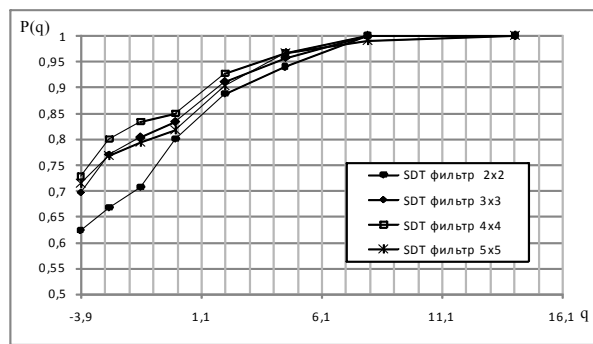


Рис. 6. Зависимости вероятности разрешения двух гауссиан от значения $q_{вх}$ на входе предложенного SDT-фильтра

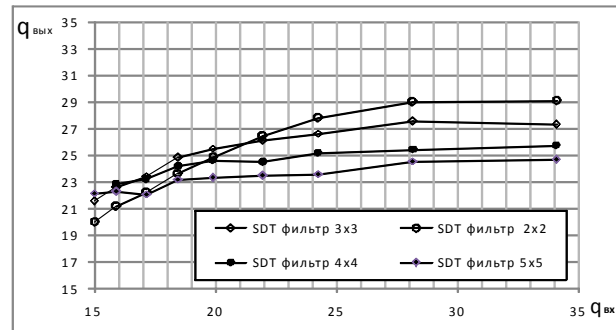


Рис. 7. Значения $q_{вых}$ на выходе предложенного SDT-фильтра от значения $q_{вх}$ на его входе для различных размеров окон

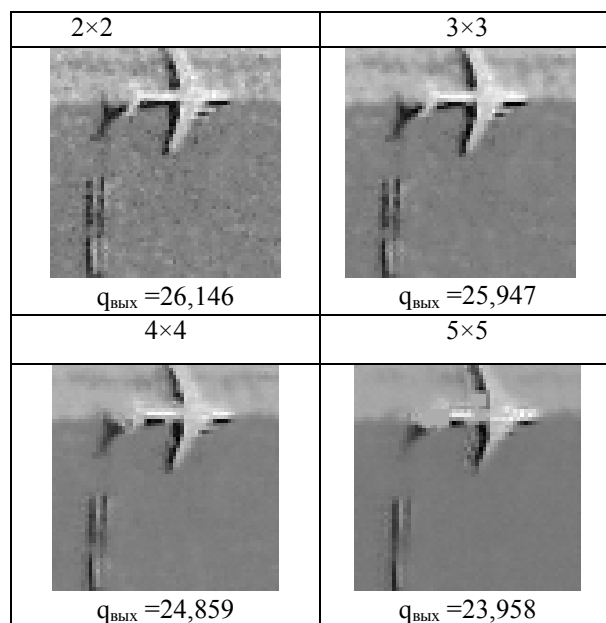


Рис. 8. Результаты фильтрации аддитивного шума в зависимости от размера $L \times L$ скользящего окна

Представляет интерес провести анализ качества SDT-фильтрации изображения в зависимости от

выбора параметра фильтра. Результаты моделирования показали, что качество фильтрации чувствительно к выбору параметра покрытия ϵ .

На рис. 9 приведены соответствующие зависимости из которых следует, что существует покрытие ϵ_{\max} при котором достигается максимально возможное q_{\max} значение пикового отношения сигнал/шум, которое по мере увеличения размера окна $L \times L$ приводит к увеличению ϵ_{\max} и уменьшению q_{\max} .

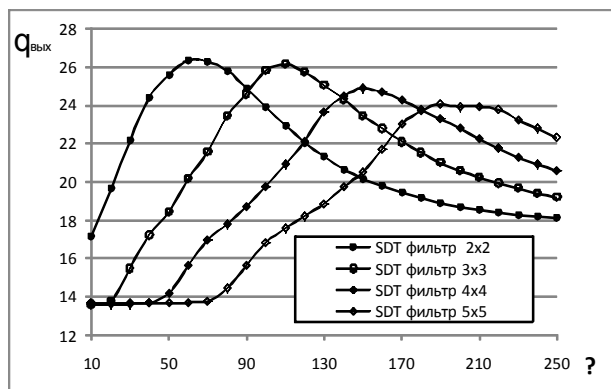


Рис. 9. Зависимость значений $q_{\text{вых}}$ SDT-фильтра от значений параметра ϵ при заданном значении $q_{\text{вх}}$ для различных значений $L \times L$ окон

Выводы

Предложенный метод SDT-фильтрации аддитивного шума на цифровом изображении, использующий технологию суррогатных данных, при сравнении с локальными методами линейной и винеровской фильтрации демонстрирует лучшие результаты по разрешающей способности и близкие значения пикового отношения сигнал/шум. Метод SDT-фильтрации в частном случае, когда пространство вложения выбрано равным единице, можно отнести к группе методов нелокальной нелинейной фильтрации (NLM-методы).

Предложенный метод и его обобщения могут быть использованы совместно с градиентными методами обработки изображений, повышая их устойчивость к шуму на изображении.

МЕТОД НЕЛОКАЛЬНОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ АДДИТИВНОГО ШУМУ НА ЦИФРОВОМУ ЗОБРАЖЕННІ З ВИКОРИСТАННЯМ ТЕХНОЛОГІЇ СУРОГАТНИХ ДАНИХ

В.В. Слободянюк, О.В. Шаповалов, В.О. Лебедев, О.М. Чекунова

У роботі запропоновано узагальнення нового методу нелокальної фільтрації зображення із застосуванням технології суррогатних даних в умовах відсутності апріорної інформації про властивості шуму й зображення, а також проведений його порівняльний аналіз із локальними методами лінійної й Вінеровської фільтрації.

Ключові слова: фазовий простір, просторова роздільна здатність, технологія суррогатних даних, фільтрація шуму.

METHOD OF THE NON LOCAL FILTRATION ADDITIVE NOISE ON DIGITAL IMAGES USING SURROGATE DATA TECHNOLOGY

V.V. Slobodyanyuk, A.V. Shapovalov, V.A. Lebedev, O.M. Chekunova

The generalization new non local method of filtering images with using surrogate data technology in the absence of a priori information of the properties image and noise is proposed in the paper. Comparative analysis with local methods of linear and Wiener filtering were reviewed.

Keywords: phase space, spatial resolution, surrogate data technology, noise filtering.

Список литературы

1. Ярославский Л.П. Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии. Введение в цифровую оптику / Л.П. Ярославский. – М.: Радио и связь, 1987. – 296 с.
2. Chatterjee P. Is denoising dead? / P. Chatterjee, P. Milanfar // IEEE Trans. Image Processing. – 2010. – V. 19, № 4. – P. 895-911.
3. From local kernel to nonlocal multiple-model image denoising / V. Katkovnik, A. Foi, K. Egiazarian, K. Dabov // Int. J. Computer Vision. – 2010. – V. 86, № 8. – P. 1-32.
4. Buades A. A non-local algorithm for image denoising / A. Buades, J. Morel // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2. – 2005. – P. 60-65
5. Воронин В.В. Методы и алгоритмы восстановления изображений в условиях неполной априорной информации : монография / В.В. Воронин, В.И. Марчук. – Шахты : ГОУ ВПО «ЮРГУЭС», 2010. – 89 с.
6. Small M. Applied Nonlinear Time Series Analysis Applications in Physics, Physiology and Finance / M. Small // World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd. – 2005.
7. Эфрон Б. Нетрадиционные методы многомерного статистического анализа: пер. с англ. / Б. Эфрон. – М.: Финансы и статистика, 1988.
8. Снижение уровня шума на цифровом изображении с использованием технологии суррогатных данных и его сингулярного разложения / П.Ю. Костенко, В.И. Василишин, В.В. Слободянюк, А.В. Плахотенко // Системи обробки інформації. – Х.: ХУПС, 2015. – Вип. 9(125). – С. 22-27
9. Костенко П.Ю. Уменьшение аддитивного шума на цифровых изображениях с использованием технологии суррогатных данных / П.Ю. Костенко, В.И. Василишин, В.В. Слободянюк // Системи обробки інформації. – Х.: ХУПС, 2014. – Вип. 8 (124). – С. 33-38.
10. Small M. Applied Nonlinear Time Series Analysis Applications in Physics, Physiology and Finance / M. Small. – Singapore: World Scientific Publ. Co. Pte. Ltd., 2005. – 245 p.
11. Слободянюк В.В. Анализ влияния вида развертки зашумленного цифрового изображения на эффективность метода подавления шума, использующего технологию суррогатных данных / В.В. Слободянюк, О.В. Шаповалов // Системи обробки інформації. – Х.: ХУПС, 2015. – Вип. 5(130). – С. 43-47.

Поступила в редколлегию 1.06.2016

Рецензент: д-р техн. наук, проф. П.Ю. Костенко, Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба, Харьков.