

Нелинейная многомерная фильтрация многокомпонентных изображений*

Е. В. Медведева, И. С. Трубин, Е. А. Устюжанина, А. В. Лалетин
emedv@mail.ru

Вятский государственный университет, Киров, Россия

Предложен метод нелинейной многомерной фильтрации многокомпонентных изображений, искаженных аддитивным белым гауссовским шумом. Повышение качества зашумленных изображений обеспечивается за счет эффективного использования статистической избыточности многокомпонентных изображений. Рассмотрен частный случай многокомпонентных изображений — цветные RGB изображения, каждая из цветовых компонент которого представляет собой g -разрядное цифровое полутоновое изображение (ЦПИ). Метод основан на представлении многокомпонентных g -разрядных ЦПИ набором разрядных двоичных изображений (РДИ), аппроксимации их трехмерной цепью Маркова и применении теории фильтрации условных марковских процессов. Предложено улучшить качество восстановленных изображений за счет повышения точности вычисления статистических характеристик для каждой локальной области внутри изображений и между цветовыми компонентами. Для оценки статистических характеристик использовано скользящее окно. Приведены результаты моделирования, подтверждающие эффективность разработанного метода. **Ключевые слова:** многокомпонентные изображения; многомерная нелинейная

фильтрация; многомерные цепи Маркова; разрядные двоичные изображения; статистическая избыточность изображений

DOI: 10.21469/22233792.1.13.02

Multidimensional nonlinear filtration of multicomponent images*

E. V. Medvedeva, I. S. Trubin, E. A. Ustyuzhanina, and A. V. Laletin
Vyatka State University, 36 Moskovskaya st., Kirov, Russia

The goal of this paper is to develop a method of nonlinear multidimensional multicomponent images filtering based on mathematical apparatus of Markov chains. The method allows efficient use of the statistical redundancy of the image to improve the quality of image distorted by white Gaussian noise. Multidimensional signals of multicomponent images have a much greater statistical redundancy than single image. This redundancy would be appropriate for use to improve the quality of the restoration of noisy images. Special cases of multicomponent images are RGB image, each color component of which is a g -bit half-tone digital image (HTDI). The nature of the statistical relationship between elements within the HTDI and among the elements of color components (RG, GB, BR) allows one to use this method as an approximation for the three-dimensional (3D) color images of a Markov chain with several states and for bit binary image (bit planes) of two color components of the 3D Markov chain with two states. This approximation makes it possible to apply the theory of filtration of conditional Markov processes for the development of filtering method of multicomponent images. Realistic images contain the regions with varying degrees of detail and different statistical characteristics. The

*Работа выполнена в рамках базовой части государственного задания в сфере научной деятельности по заданию № 2014/61.

authors propose improving the accuracy of calculation of the statistical characteristics of each local region within the image and between the color components to improve the quality of the reconstructed image. A sliding window has been used to estimate local statistical characteristics of the image. The authors present the results of modeling of the suggested algorithm of a 3D nonlinear filtration with use of the sliding window and earlier developed algorithm of a two-dimensional filtration of color (RGB) images. The developed 3D filter taking into account the sliding window provided to reducing quantity of the artifacts similar to influence of pulse hindrances to provide allocation of borders and small-sized objects more exact. The gain in the mean square error is from 30% to 70%, respectively, in the range of the signal/noise relations $\rho_{in}^2 = -9 \dots -3$ dB.

Keywords: *multicomponent images; nonlinear multidimensional filtering; multidimensional Markov chains; binary g-bit digital images; statistical redundancy of the image*

DOI: 10.21469/22233792.1.13.02

1 Введение

Для ряда современных видеосистем характерно использование многокомпонентных изображений. Примером являются мульти- и гиперспектральные системы дистанционного зондирования. Изображения, полученные такими системами, содержат десятки и даже сотни спектральных каналов, в которых присутствуют помехи различной интенсивности. Для восстановления изображений на фоне помех с целью решения дальнейших задач обработки изображений: выделения объектов и оценки их параметров, классификации, распознавания и т. д., — используют фильтрацию. К настоящему времени разработано много разнообразных алгоритмов фильтрации [1–5], синтезируемых для конкретной модели помех. Так, например, известные линейные алгоритмы фильтрации, основанные на применении локальных операторов [2, 3], эффективны при больших отношениях сигнал/шум, но с увеличением мощности шума приводят к сглаживанию мелких деталей и размытию границ объектов. Из нелинейных методов фильтрации, в силу малых вычислительных затрат, наибольшее распространение получили методы, основанные на различных модификациях медианной фильтрации, фильтры окрестных элементов, включая билатеральные фильтры и фильтры нелокальных значений [2–4]. Недостатком перечисленных фильтров, в малой степени искажающих резкие границы изображений и хорошо подавляющих импульсные помехи, является низкая эффективность при наличии белого гауссовского шума (БГШ). На настоящий момент наиболее эффективными фильтрами при наличии БГШ являются фильтры BM3D и BM4D (block-matching and 3D/4D filtering) [1, 5], объединяющие несколько дополняющих друг друга механизмов, один из которых связан с фильтрацией на основе дискретного косинусного преобразования в группах найденных подобных блоков. Основным недостатком работы фильтров BM3D и BM4D являются низкое быстродействие и размытие границ при малых отношениях сигнал/шум.

Следует также отметить, что большинство известных алгоритмов фильтрации являются двумерными, применяются к каждой отдельной компоненте изображения и, как следствие, не всегда обеспечивают надлежащее качество изображения, особенно в условиях действия шумов большой интенсивности.

В свою очередь многокомпонентные изображения представляют собой многомерные сигналы и обладают значительно большей статистической избыточностью, чем однокомпонентные изображения, которую целесообразно использовать для повышения качества восстановления зашумленных изображений. Поэтому разработка алгоритмов фильтрации

многокомпонентных изображений, эффективно использующих статистическую избыточность изображений и тем самым позволяющих повысить качество их восстановления, является актуальной задачей.

Частным случаем многокомпонентных изображений можно считать цветные RGB изображения, каждая из цветовых компонент которого представляет собой g -разрядное ЦПИ. Известно, что между отдельными областями ЦПИ, принадлежащими разным цветовым компонентам, существует большая статистическая зависимость между элементами изображения. Например, области желтого цвета одинаково хорошо выделены на красной и зеленой компонентах, а области белого цвета — на всех трех компонентах. Таким образом, учитывая характер статистической связи между элементами внутри ЦПИ и между элементами цветовых компонент (RG, GB, BR), можно предположить, что цветные RGB изображения допускают аппроксимацию трехмерной цепью Маркова с несколькими состояниями.

Цель предлагаемой работы — разработка метода нелинейной многомерной фильтрации многокомпонентных изображений на основе математического аппарата цепей Маркова и эффективного использования статистической избыточности, позволяющего повысить качество изображений, искаженных БГШ.

2 Математическая модель RGB изображения

При обработке ЦПИ с числом уровней яркости 2^g возникает проблема хранения в памяти и оперирования с матрицами вероятностей переходов размерностью $2^g \times 2^g$. Такая обработка ЦПИ требует больших вычислительных ресурсов. В работах [6–10] предложено ЦПИ, представленные g -разрядными двоичными числами, разбивать на g РДИ или битовых плоскостей, что позволило снизить вычислительные ресурсы за счет оперирования с матрицами вероятностей переходов размером 2×2 .

На рис. 1 представлен график усредненной зависимости вероятностей переходов между элементами трех цветовых компонент (RG, GB, BR) от номера разряда ЦПИ, подтверждающий, что между элементами RGB изображения, особенно предлежащими старшим разрядам ЦПИ, существует большая статистическая зависимость.

Если l -е РДИ, $l = 1, \dots, g$, представляет собой марковское случайное поле с separable автокорреляционной функцией, то в этом случае l -е РДИ цветовых компонент можно представить суперпозицией трех одномерных цепей Маркова по горизонтали, вертикали



Рис. 1 Усредненная зависимость вероятностей переходов между элементами трех цветовых компонент от номера разряда ЦПИ

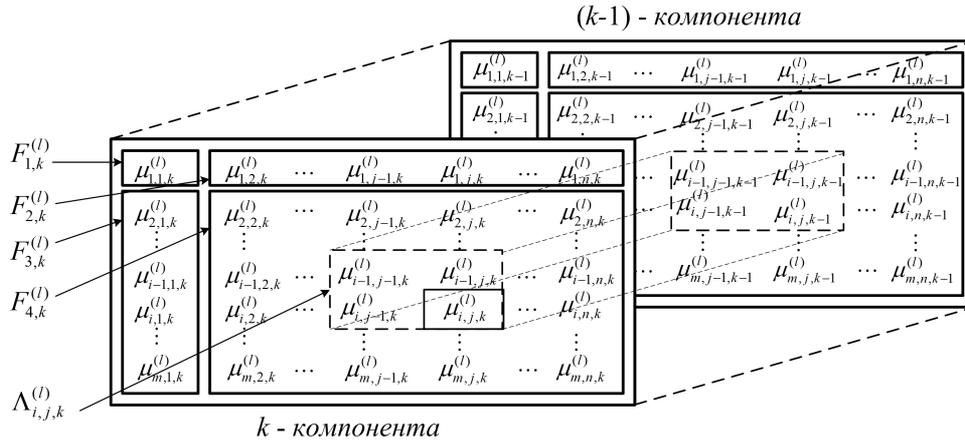


Рис. 2 Разрядные двоичные изображения двух цветовой компонент l -го разряда ЦПИ

и между компонентами с двумя равновероятными состояниями $M_1^{(l)}, M_2^{(l)}$ и матрицами вероятностей переходов по горизонтали ${}^1\Pi = \|\pi_{ij}^{(l)}\|_{2 \times 2}$, вертикали ${}^2\Pi = \|\pi_{ij}^{(l)}\|_{2 \times 2}$ и ${}^4\Pi = \|\pi_{ij}^{(l)}\|_{2 \times 2}$ между цветовыми компонентами (RG, GB, BR).

На рис. 2 показаны РДИ двух цветовой компонент l -го разряда ЦПИ, разделенных на области $F_i^{(l)}$ ($i = 1, \dots, 4$), элементы которых являются цепью Маркова различной размерности. Состояние элемента $\nu_4^{(l)} = \mu_{i,j,k}^{(l)}$ области $F_4^{(l)}$ зависит от состояния семи соседних элементов, входящих в его окрестность, где $\nu_1^{(l)} = \mu_{i,j-1,k}^{(l)}, \nu_2^{(l)} = \mu_{i-1,j,k}^{(l)}, \nu_3^{(l)} = \mu_{i-1,j-1,k}^{(l)}, \nu_1'^{(l)} = \mu_{i,j-1,k-1}, \nu_2'^{(l)} = \mu_{i-1,j,k-1}, \nu_3'^{(l)} = \mu_{i-1,j-1,k-1}, \nu_4'^{(l)} = \mu_{i,j,k-1}$ (i, j — пространственные координаты; $k = 1, 2, 3$ — номер цветовой компоненты для RGB изображения). Для построения математической модели l -го РДИ цветовой компонент требуется семь матриц вероятностей переходов: три — основные ${}^1\Pi, {}^2\Pi, {}^4\Pi$ и четыре — дополнительные, полученные на основе трех априорно заданных: ${}^3\Pi^{(l)} = {}^1\Pi^{(l)} \times {}^2\Pi^{(l)}, {}^5\Pi^{(l)} = {}^1\Pi^{(l)} \times {}^4\Pi^{(l)}, {}^6\Pi^{(l)} = {}^2\Pi^{(l)} \times {}^4\Pi^{(l)}, {}^7\Pi^{(l)} = {}^3\Pi^{(l)} \times {}^4\Pi^{(l)}$, определяющих статистическую связь элементов $\nu_3^{(l)}, \nu_1'^{(l)}, \nu_2'^{(l)}, \nu_3'^{(l)}$, с элементом $\nu_4^{(l)}$ соответственно [6, 8].

3 Метод нелинейной многомерной фильтрации изображений

Предполагалось, что двоичные символы разрядов ЦПИ цветовой компонент передаются бинарными импульсными сигналами по радиоканалу независимо друг от друга в присутствии аддитивного БГШ $n(t)$ с нулевым средним и дисперсией σ_n^2 .

На основе трехмерной математической модели и результатов, полученных в работах [6, 8], синтезировано уравнение для апостериорной вероятности состояний элемента $\nu_4^{(l)} = \mu_{i,j,k}^{(l)}$ (см. рис. 2), выраженное через одномерные апостериорные вероятности $p(\nu_i^{(l)})$ и вероятности перехода состояний элементов окрестности $\Lambda_{i,j,k} = \{\nu_1^{(l)}, \nu_2^{(l)}, \nu_3^{(l)}, \nu_1'^{(l)}, \nu_2'^{(l)}, \nu_3'^{(l)}, \nu_4'^{(l)}\}$ к состоянию элемента $\nu_4^{(l)}$:

$$p_j(\nu_4^{(l)}) = c \exp\{f(M_j(\nu_4^{(l)}))\} \frac{p(\nu_1^{(l)})^1 \pi_{ij}^{(l)} p(\nu_2^{(l)})^2 \pi_{ij}^{(l)} p(\nu_4^{(l)})^4 \pi_{ij}^{(l)} p(\nu_3^{(l)})^7 \pi_{ij}^{(l)}}{p(\nu_3^{(l)})^3 \pi_{ij}^{(l)} p(\nu_1'^{(l)})^5 \pi_{ij}^{(l)} p(\nu_2'^{(l)})^6 \pi_{ij}^{(l)}}, \quad (1)$$

где c — коэффициент нормировки; $f(M_j(\nu_4^{(l)}))$ — логарифм функции правдоподобия элемента $\nu_4^{(l)}$ l -го РДИ в k -й компоненте.

Разделив уравнение (1) при $j = 1$ на уравнение при $j = 2$ и прологарифмировав слева и справа, получим рекуррентное уравнение трехмерной нелинейной фильтрации элементов l -го РДИ вида [6, 8]:

$$\begin{aligned}
 u(\nu_4^{(l)}) = & \left[f(M_1(\nu_4^{(l)})) - f(M_2(\nu_4^{(l)})) \right] + u(\nu_1^{(l)}) + z_1 \left[u(\nu_1^{(l)}), {}^1\pi_{ij}^{(l)} \right] + \\
 & + u(\nu_2^{(l)}) + z_2 \left[u(\nu_2^{(l)}), {}^2\pi_{ij}^{(l)} \right] + u(\nu_4^{(l)}) + z_4 \left[u(\nu_4^{(l)}), {}^4\pi_{ij}^{(l)} \right] + \\
 & + u(\nu_3^{(l)}) + z_7 \left[u(\nu_3^{(l)}), {}^7\pi_{ij}^{(l)} \right] - u(\nu_3^{(l)}) - z_3 \left[u(\nu_3^{(l)}), {}^3\pi_{ij}^{(l)} \right] - \\
 & - u(\nu_1^{(l)}) - z_5 \left[u(\nu_1^{(l)}), {}^5\pi_{ij}^{(l)} \right] - u(\nu_2^{(l)}) - z_6 \left[u(\nu_2^{(l)}), {}^6\pi_{ij}^{(l)} \right] \geq H, \quad (2)
 \end{aligned}$$

где $u(\nu_4^{(l)}) = \ln(p_1(\nu_4^{(l)})/p_2(\nu_4^{(l)}))$ — логарифм отношения апостериорных вероятностей состояния фильтруемого элемента $\nu_4^{(l)}$ l -го РДИ; $[f(M_1(\nu_4^{(l)})) - f(M_2(\nu_4^{(l)}))] = 4\rho_{in}^2 [\pm 1 + \xi/(\sqrt{2}\rho_{in})]$ — разность логарифмов функций правдоподобия на выходе фазового дискриминатора при $M_1 = 1, M_2 = -1$; $\rho_{in}^2 = A^2T/N_0$ — отношение сигнал/шум по мощности (A — амплитуда; T — длительность импульса; N_0 — спектральная плотность мощности шума); ξ — шум в k -м такте; H — порог, выбранный в соответствии с критерием идеального наблюдателя (для данного алгоритма $H = 0$);

$$z_r(\cdot) = \ln \frac{{}^r\pi_{ii}^{(l)} + {}^r\pi_{ji}^{(l)} \exp(-u(\nu_r^{(l)}))}{{}^r\pi_{jj}^{(l)} + {}^r\pi_{ji}^{(l)} \exp(u(\nu_r^{(l)}))}, \quad r = 1, \dots, 7.$$

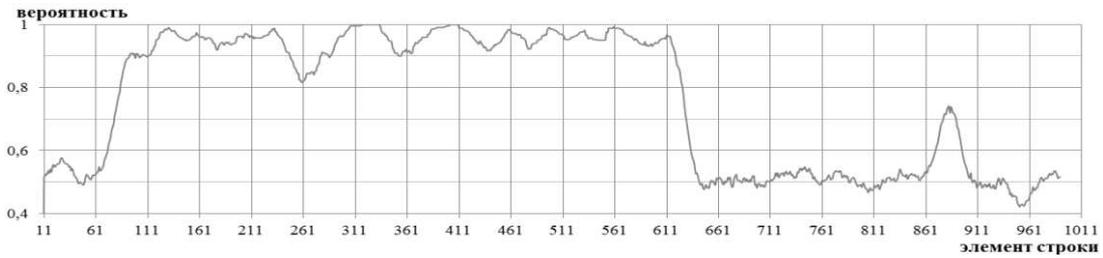
В нелинейной функции $z_r(\cdot)$ содержится вся априорная информация о степени корреляции между элементами изображения. Соответственно эффективность фильтрации непосредственно будет зависеть от точности вычисленных оценок элементов матриц вероятностей переходов.

В работах [6, 8] алгоритм нелинейной фильтрации (2) использовался для восстановления зашумленных видеопоследовательностей, представляющих собой трехмерные сигналы. Проведенные исследования показали, что в целом алгоритм нелинейной фильтрации видеоизображений (2), разрушенных БГШ, повышает качество их восстановления за счет эффективного использования статистической избыточности. Однако в уравнение (2) подставлялись усредненные вероятности переходов, вычисленные по всему РДИ, и не учитывалось, что реальные изображения содержат области с разной степенью детальности и различными статистическими характеристиками. Также следует учесть, что некоторые области на l -х РДИ, принадлежащие разным цветовым компонентам, слабо коррелированы. Поэтому улучшить качество восстановленных изображений можно за счет вычисления оценок элементов матриц вероятностей переходов для каждой локальной области и последующей подстановки их в уравнение фильтрации (2). В данной работе, учитывая локальные изменения статистических характеристик на многокомпонентных изображениях, для их вычислений предлагается использовать метод «скользящего окна».

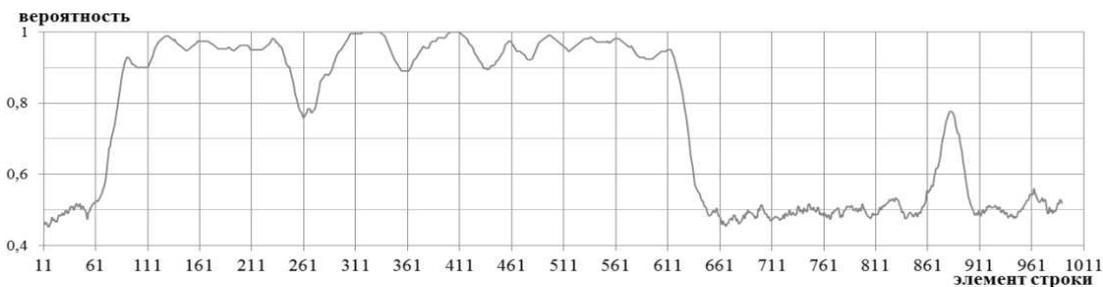
В пределах скользящего окна вычисляются оценки вероятностей переходов по горизонтали ${}^1\hat{\pi}_{ij}^{(l)}$, вертикали ${}^2\hat{\pi}_{ij}^{(l)}$ и между двумя цветовыми компонентами ${}^4\hat{\pi}_{ij}^{(l)}$ l -го РДИ. Вычисленные оценки вероятностей переходов подставляются в уравнение фильтрации (2), и восстанавливается элемент, соответствующий центральному элементу окна. В данной работе для оценки эффективности оптимальной фильтрации статистические характеристики вычислялись по исходному, незашумленному изображению.



(а) Фрагмент искусственного РДИ



(б) Оценка вероятности перехода по горизонтали ${}^1\hat{\pi}_{ij}^{(l)}$



(в) Оценка вероятности перехода по вертикали ${}^2\hat{\pi}_{ij}^{(l)}$

Рис. 3 Пример вычисления оценок ${}^1\hat{\pi}_{ij}^{(l)}$ и ${}^2\hat{\pi}_{ij}^{(l)}$ искусственного РДИ в пределах скользящего окна

На рис. 3 приведен пример вычисленных оценок ${}^1\hat{\pi}_{ij}^{(l)}$ и ${}^2\hat{\pi}_{ij}^{(l)}$ для одной строки искусственного РДИ в пределах скользящего окна размером 21×21 . Искусственное РДИ содержит области с разными статистическими характеристиками и получено по двумерной математической модели [7] с использованием матриц вероятностей переходов для каждой локальной области:

$${}^1\Pi = {}^2\Pi = \begin{vmatrix} 0,9 & 0,1 \\ 0,1 & 0,9 \end{vmatrix}; \quad {}^1\Pi = {}^2\Pi = \begin{vmatrix} 0,5 & 0,5 \\ 0,5 & 0,5 \end{vmatrix}.$$

Из анализа графиков (см. рис. 3) видно, что оценки вероятностей переходов в пределах окна совпадают с истинными вероятностями (2) для каждой текстурной области. Очевидно, чем больше размер локальных областей с однородными статистическими характеристиками, тем большее по размеру окно следует использовать. В то же время применение окон больших размеров для небольших локальных областей приведет к усреднению статистических характеристик в пределах окна и увеличению погрешности оценок.

4 Результаты моделирования

Моделирование выполнялось на реальных цветных (RGB) изображениях различной размерности при разных отношениях сигнал/шум в элементе l -го РДИ ρ_{in}^2 на входе устройства фильтрации. Отношение сигнал/шум по мощности ρ_{in}^2 априорно принято одинаковым для всех g РДИ.

На рис. 4 показано сравнение результатов обработки реального цветного изображения размером 970×534 алгоритмом двумерной фильтрации без учета скользящего окна [6, 8]



(а) Исходное изображение



(б) Фрагмент исходного изображения



(в) Зашумленное изображение ($\rho_{\text{in}}^2 = -6$ дБ)



(г) Восстановленное двумерным фильтром



(д) Восстановленное трехмерным фильтром с использованием сканирующего окна

Рис. 4 Нелинейная фильтрация цветного изображения разными методами

и разработанным алгоритмом трехмерной фильтрации с учетом скользящего окна. На рис. 4, а приведено исходное тестовое изображение. Далее показаны увеличенные фрагменты: (б) исходного изображения; (в) зашумленного БГШ изображения при $\rho_{\text{in}}^2 = -6$ дБ; (г) восстановленного двумерным алгоритмом без учета скользящего окна (т. е. выполнена независимая фильтрация трех цветовых компонент); (д) трехмерным нелинейным фильтром с учетом скользящего окна.

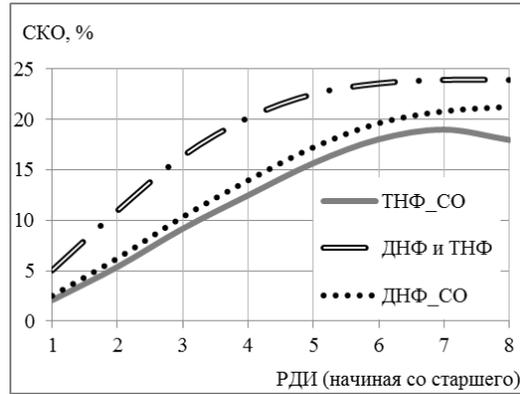


Рис. 5 Среднеквадратичная ошибка при двух- и трехмерной фильтрации ($\rho_{in}^2 = -6$ дБ)

Из приведенных результатов видно, что трехмерный фильтр с учетом скользящего окна позволил уменьшить количество артефактов, подобных воздействию импульсных помех, обеспечить более точное выделение границ и малоразмерных объектов.

Для оценки качества изображения вычислялась побитовая среднеквадратичная ошибка (СКО):

$$СКО = \frac{1}{NMK} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (x_{ik} - y_{jk})^2,$$

где x_{ik} и y_{jk} — исходное и восстановленное l -е РДИ k -й компоненты; M, N — размеры изображения; K — количество цветовых компонент.

На рис. 5 представлены зависимости СКО в тестовом изображении, восстановленном двумерными нелинейными фильтрами без учета (ДНФ) и с учетом скользящего окна (ДНФ_СО), а также трехмерными нелинейными фильтрами без учета (ТНФ) и с учетом скользящего окна (ТНФ_СО) от номера разряда ЦПИ при отношении сигнал/шум на входе приемного устройства $\rho_{in}^2 = -6$ дБ. Двух- и трехмерные фильтры без учета скользящего окна дают близкие результаты в СКО, поэтому на графике они представлены одной линией. Трехмерный фильтр с учетом скользящего окна позволяет точнее вычислить статистические характеристики для каждой локальной области как внутри, так и между РДИ разных цветовых компонент. Следует отметить, что меньшее количество ошибок на-

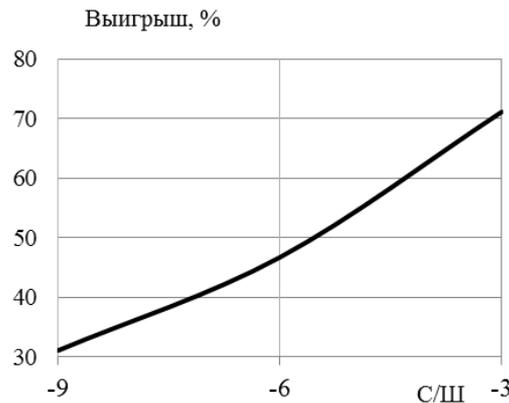


Рис. 6 Выигрыш в СКО для трехмерного фильтра с учетом окна

блюдается при восстановлении старших разрядов ЦПИ, что является весьма важным при повышении качества изображения.

На рис. 6 представлен выигрыш в СКО разработанным трехмерным алгоритмом фильтрации (ТНФ_СО) относительно двумерного алгоритма (ДНФ) при разных отношениях сигнал/шум. В диапазоне отношений сигнал/шум $\rho_{\text{in}}^2 = -9, \dots, -3$ дБ выигрыш в СКО составляет от 30% до 70% соответственно.

Для неизвестных статистических характеристик изображения необходимо применять адаптивные алгоритмы обработки, позволяющие непосредственно в процессе приема изображений вычислять оценки элементов матриц вероятностей переходов и выполнять адаптацию параметров алгоритма фильтрации многокомпонентных изображений.

5 Заключение

Разработанный алгоритм многомерной нелинейной фильтрации с использованием скользящего окна, за счет повышения точности вычисления статистических характеристик для каждой локальной области и учета межкомпонентной избыточности, позволил точнее выделить объекты малоразмерной формы и контуры объектов и тем самым повысить качество многокомпонентных изображений, искаженных БГШ. Алгоритм эффективен при малых отношениях сигнал/шум. Дальнейшие исследования будут направлены на разработку адаптивного алгоритма фильтрации, в котором статистические характеристики будут вычисляться в пределах скользящего окна по зашумленному изображению.

Литература

- [1] *Dabov K., Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K.* Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering // IEEE Trans. Image Processing, 2007. Vol. 16. No. 8. P. 2080–2095.
- [2] *Шовенгердт Р. А.* Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. — М.: Техносфера, 2010. 594 с.
- [3] *Гонсалес Р., Вудс Р.* Цифровая обработка изображений. — М.: Техносфера, 2012. 1104 с.
- [4] *Самойлин Е. А.* Метод различия случайных сигналов многокомпонентных изображений и импульсных помех на основе свойства межканальной избыточности // Цифровая обработка сигналов, 2014. № 3. С. 2–8.
- [5] *Возель Б., Кожмякин Р. А., Лукин В. В., Рубель А. С., Чобану М. К.* Предсказание эффективности фильтрации при обработке многоканальных изображений // Сб. научн. тр. 17-й Междунар. конф. «Цифровая обработка сигналов и ее применение». — М., 2015. С. 707–711.
- [6] *Петров Е. П., Медведева Е. В., Метелев А. П.* Метод комбинированной нелинейной фильтрации коррелированных видеоизображений // Нелинейный мир, 2010. № 11. С. 677–684.
- [7] *Петров Е. П., Медведева Е. В., Метелев А. П.* Метод синтеза математических моделей видеоизображений на основе многомерных цепей Маркова // Нелинейный мир, 2011. № 4. С. 213–231.
- [8] *Petrov E. P., Trubin I. S., Medvedeva E. V., Smolskiy S. M.*, Development of nonlinear filtering algorithms of digital half-tone images // Integrated models for information communication systems and net-works: Design and development. — IGI Global, 2013. P. 278–304.
- [9] *Лалетин А. В., Медведева Е. В., Устюжанина Е. А.* Метод двумерной нелинейной фильтрации изображений с использованием скользящего окна // Сб. докл. Всеросс. конф. с международным участием «Радиоэлектронные средства получения, обработки и визуализации информации». — Н. Новгород, 2014. С. 217–221.

- [10] Лалетин А. В., Медведева Е. В., Устюжанина Е. А. Метод повышения качества видеоизображений, искаженных шумом // Сб. научн. тр. 17-й Междунар. конф. «Цифровая обработка сигналов и ее применение». — М., 2015. С. 715–719.

Поступила в редакцию 09.07.2015

References

- [1] Dabov, K., A. Foi, V. Katkovnik, and K. Egiazarian. 2007. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering. *IEEE Trans. Image Processing* 16(8):2080–2095.
- [2] Showengerdt, R. A. 2010. *Remote sensing. Models and methods for image processing*. Moscow: Technosphaera. 594 p.
- [3] Gonzalez, R., and R. Woods. 2012. *Digital image processing*. Moscow: Technosphaera. 1104 p.
- [4] Samojlin, E. A. 2014. Method of distinguishing random signals multicomponent images and impulse noise based on interchannel redundancy properties. *Digital Signal Processing* 3:2–8.
- [5] Vozel, B., R. A. Kozhemiakin, V. V. Lukin, A. S. Rubel, and M. K. Tchobanou. 2015. Prediction of filtering efficiency in multichannel image processing. *17th Conference (International) on Digital Signal Processing and Its Applications Proceedings*. Moscow. 707–711.
- [6] Petrov, E. P., E. V. Medvedeva, and A. P. Metelyov. 2010. Method of combined nonlinear filtration of correlated videoimages. *Nelineyny mir* [Nonlinear World] 11:677–684.
- [7] Petrov, E. P., E. V. Medvedeva, and A. P. Metelyov. 2011. Method of synthesis of video images mathematical models based on multidimensional Markov chains. *Nelineyny mir* [Nonlinear World] 4:213–231.
- [8] Petrov, E. P., I. S. Trubin, E. V. Medvedeva, and S. M. Smolskiy. 2013. Development of nonlinear filtering algorithms of digital half-tone images. *Integrated models for information communication systems and net-works: Design and development*. IGI Global. 278–304.
- [9] Laletin, A. V., E. V. Medvedeva, and E. A. Ustjuzhanina. 2014. Nonlinear filtration of digital half-tone images with use of a sliding window. *Conference on Radio-Electronic Means of Receiving, Processing and Information Visualization Proceedings*. N. Novgorod. 217–221.
- [10] Laletin, A. V., E. V. Medvedeva, and E. A. Ustjuzhanina. 2015. Method for improving quality of video-sequence distorted by noise. *17th Conference (International) on Digital Signal Processing and Its Applications Proceedings*. Moscow. 715–719.

Received July 9, 2015