

УДК 621.391.2

ПОДАВЛЕНИЕ ИМПУЛЬСНЫХ ШУМОВ В МНОГОКАНАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ НА ОСНОВЕ ТЕОРИИ НЕЧЕТКИХ МНОЖЕСТВ И УГЛОВЫХ РАСХОЖДЕНИЙ ПИКСЕЛЕЙ

© 2008 г. В. Ф. Кравченко, В. И. Пономарев, академик В. И. Пустовойт

Поступило 25.06.2008 г.

1. Впервые с использованием идей, изложенных в [1–6], предложен и обоснован подход к подавлению импульсного шума, позволяющий восстанавливать контуры и мелкие детали в изображениях. Другие известные алгоритмы, используемые для сравнения с предложенным методом: фильтры AMNF и AMNF2 [3], AMNF3 [5, 10], GVDF [6], где реализована техника угловых расхождений многоканальных пикселей, а также алгоритмы WVDF1, WVDF2, LWVDF, CWVDF и SWVDF [7, 8], основанные на геодезических траекториях, и фильтры, построенные на основе теории высших статистик, PVMM [9], VMF SAR [10]. Предлагаемый в работе подход использует метод угловых расхождений пикселей в многоканальном изображении совместно с теорией нечетких множеств, формируя финальное профильтрованное изображение.

2. Разработанный метод позволяет определить наличие шума, контуров и мелких деталей в скользящем окне в процессе обработки изображения. Обработка реализуется в скользящем окне 3×3 , где используются восемь пикселей, начиная с x_0 и оканчивая x_7 , соседних к центральному x_c . Пиксель цветного изображения в точке i трактуется как вектор x_i с компонентами: красной (R), зеленой (G) и синей (B): $x_i = (x_i^R, x_i^G, x_i^B)$. Скользящее окно 3×3 находится внутри большего окна размером 5×5 , которое используется для определения величин в различных направлениях по отношению к соседним пикселям в окне обработки 3×3 . Восемь пикселей, соседних к центральному x_c , соответствуют одному из направлений: N – север, E – восток, S – юг, W – запад, NW – северо-запад,

NE – северо-восток, SE – юго-восток, SW – юго-запад, как это показано на рис. 1. Определим градиенты в виде $\nabla x_k^R = |x_c^R - x_k^R|$, $\nabla x_k^G = |x_c^G - x_k^G|$, $\nabla x_k^B = |x_c^B - x_k^B|$, $k = 0, 1, \dots, n^2 - 2$, и, переобозначив их с использованием рис. 1, получим

$$\begin{aligned} \nabla[x_c^\beta(i, j), x^\beta(i+k, j+l)] &= \\ &= |x_c^\beta(i, j) - x^\beta(i+k, j+l)| = \nabla_{(k,l)}^\beta x(i, j), \quad (1) \\ k, l &\in (-1, 0, +1), \quad \beta = (R, G, B). \end{aligned}$$

Здесь каждая из пар (k, l) соответствует одному из восьми направлений для пикселя в точке (i, j) . Восемь значений градиента, связанных с соответствующими направлениями, называются основными градиентными значениями (рис. 1). Чтобы избежать смазывания контуров и мелких деталей, используем четыре вспомогательных градиентных величины, рассчитываемых по отношению к основному градиенту. Рисунок 1 объясняет процедуру их вычисления для направления SE. Для этого направления ос-

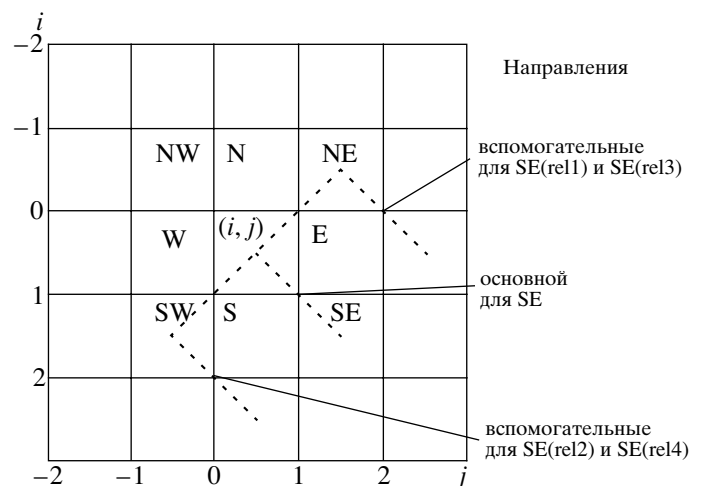


Рис. 1. Основное и вспомогательные направления для градиентов и векторных величин.

Институт радиотехники и электроники
Российской Академии наук, Москва
Национальный политехнический институт
Мексико, Мехико
Научно-технологический центр
уникального приборостроения
Российской Академии наук, Москва

новой градиент $\nabla_{(1,1)}^\beta x(i,j) = \nabla_{SE}^\beta$, а четыре вспомогательных градиента записываются так: $\nabla_{(0,2)}^\beta x(i-1,j+1) = \nabla_{SE(rel1)}^\beta$, $\nabla_{(2,0)}^\beta x(i+1,j-1) = \nabla_{SE(rel2)}^\beta$, $\nabla_{(i,j)}^\beta x(i-1,j+1) = \nabla_{SE(rel3)}^\beta$, $\nabla_{(i,j)}^\beta x(i+1,j-1) = \nabla_{SE(rel4)}^\beta$. Вводя субиндекс $\gamma = (N, E, S, W, NW, NE, SE, SW)$, определим градиентные значения для основного и четырех дополнительных его значений в случае других направлений аналогично тому, как было сделано для направления SE. Введем два нечетких множества: SMALL и BIG. Множество SMALL определяет уровень функции принадлежности для градиентной величины в том случае, когда их величины достаточно малы, а функция принадлежности принимает большое значение. Таким образом, если значение функции принадлежности близко к единице, то это гарантирует, что нет перемещения (no movement) и (или) нет шума (no noise) в выборке, подлежащей обработке. В другом случае, когда градиентные величины имеют существенные различия между компонентами, это определяет большие величины функции принадлежности в нечетком множестве BIG. Гауссовы функции принадлежности, используемые для этих случаев, записываются так:

$$\begin{aligned} \mu(\nabla_\gamma^\beta \text{SMALL}) &= \\ &= \begin{cases} 1, & \text{если } \nabla_\gamma^\beta < \text{med}_2, \\ \exp\left\{-\frac{(\nabla_\gamma^\beta - \text{med}_2)^2}{2\sigma_1^2}\right\} & \text{в другом случае,} \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\text{med}_2 = 10, \sigma_1^2 = 1000;$$

$$\begin{aligned} \mu(\nabla_\gamma^\beta \text{BIG}) &= \\ &= \begin{cases} 1, & \text{если } \nabla_\gamma^\beta > \text{med}_1, \\ \exp\left\{-\frac{(\nabla_\gamma^\beta - \text{med}_1)^2}{2\sigma_1^2}\right\} & \text{в другом случае,} \end{cases} \end{aligned} \quad (3)$$

$$\text{med}_1 = 60.$$

Определим угловую девиацию между многоканальными векторами $x_1 = (x_1^R, x_1^G, x_1^B)$ и $x_2 = (x_2^R, x_2^G, x_2^B)$ для каждой компоненте (цвета). Например, для R-компоненты в направлении SE основную угловую девиацию и четыре значения вспомогательных угловых девиаций запишем так:

$$\begin{aligned} \theta_{(1,1)}^R x(i,j) &= \theta_{SE}^R, & \theta_{(0,2)}^R x(i-1,j+1) &= \theta_{SE(rel1)}^R, \\ \theta_{(2,0)}^R x(i+1,j-1) &= \theta_{SE(rel2)}^R, \\ \theta_{(i,j)}^R x(i-1,j+1) &= \theta_{SE(rel3)}^R, \end{aligned}$$

$$\theta_{(i,j)}^R x(i+1,j-1) = \theta_{SE(rel4)}^R.$$

Нечеткие значения угловых девиаций характеризуются гауссовыми функциями принадлежности:

$$\begin{aligned} \mu(\theta_\gamma^\beta \text{SMALL}) &= \\ &= \begin{cases} 1, & \text{если } \theta_\gamma^\beta < \text{med}_3, \\ \exp\left\{-\frac{(\theta_\gamma^\beta - \text{med}_3)^2}{2\sigma_2^2}\right\} & \text{в другом случае,} \end{cases} \end{aligned} \quad (4)$$

$$\text{med}_3 = 0.8, \sigma_2^2 = 0.8;$$

$$\begin{aligned} \mu(\theta_\gamma^\beta \text{BIG}) &= \\ &= \begin{cases} 1, & \text{если } \theta_\gamma^\beta > \text{med}_4, \\ \exp\left\{-\frac{(\theta_\gamma^\beta - \text{med}_4)^2}{2\sigma_2^2}\right\} & \text{в другом случае,} \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

$$\text{med}_4 = 0.1.$$

Предлагаемые нечеткие правила основаны на градиентных величинах и угловых девиациях и используются для того, чтобы определить, является ли центральный пиксель шумом (noise) и (или) нет шума, или это локальное перемещение (movement).

Нечеткое правило 1 определяет значение для нечеткой угловой и градиентной величины $\nabla_\gamma^{\beta F} \theta_\gamma^{\beta F}$:

$$\begin{aligned} \text{IF } (\nabla_\gamma^\beta \text{ is BIG AND } \nabla_{\gamma(rel1)}^\beta \text{ is SMALL AND } \nabla_{\gamma(rel2)}^\beta \\ \text{ is SMALL AND } \nabla_{\gamma(rel3)}^\beta \text{ is BIG AND } \nabla_{\gamma(rel4)}^\beta \text{ is BIG}) \\ \text{AND } (\theta_\gamma^\beta \text{ is BIG AND } \theta_{\gamma(rel1)}^\beta \text{ is SMALL AND } \theta_{\gamma(rel2)}^\beta \\ \text{ is SMALL AND } \theta_{\gamma(rel3)}^\beta \text{ is BIG AND } \theta_{\gamma(rel4)}^\beta \text{ is BIG}) \\ \text{THEN } \nabla_\gamma^{\beta F} \theta_\gamma^{\beta F} \text{ is BIG.} \end{aligned}$$

Это нечеткое правило содержит девять конъюнкций. Операторы, используемые в нечеткой конъюнкции, определены для двух случаев: 1) вне скобок, оператор AND эквивалентен $\min(A; B)$, 2) внутри скобок он определен как $A \text{ AND } B = A \circ B$. Функция принадлежности для центрального пикселя $x_c^\beta(i,j)$ в нечетком множестве BIG в направлении γ определяется как $\nabla_\gamma^{\beta F} \theta_\gamma^{\beta F}$ и вычисляется следующим образом:

$$\begin{aligned} \nabla_\gamma^{\beta F} \theta_\gamma^{\beta F} &= \min(\mu(\nabla_\gamma^\beta \text{BIG}) \cdot \mu(\nabla_{\gamma(rel1)}^\beta \text{SMALL}) \cdot \\ &\cdot \mu(\nabla_{\gamma(rel2)}^\beta \text{SMALL}) \cdot \mu(\nabla_{\gamma(rel3)}^\beta \text{BIG}) \cdot \mu(\nabla_{\gamma(rel4)}^\beta \text{BIG}); \\ &\mu(\theta_\gamma^\beta \text{BIG}) \cdot \mu(\theta_{\gamma(rel1)}^\beta \text{SMALL}) \cdot \mu(\theta_{\gamma(rel2)}^\beta \text{SMALL})) \cdot \end{aligned} \quad (6)$$

$$\cdot \mu(\theta_{\gamma(\text{rel}3)}^{\beta} \text{BIG}) \cdot \mu(\theta_{\gamma(\text{rel}4)}^{\beta} \text{BIG})).$$

Многоканальный центральный пиксель считается шумовым (noise) или принадлежит к нечеткому множеству BIG тогда, когда основные величины $\mu(\nabla_{\gamma}^{\beta})$ и $\mu(\theta_{\gamma}^{\beta})$ близки к их вспомогательным величинам $(\mu(\nabla_{\gamma(\text{rel}3)}^{\beta}), \mu(\nabla_{\gamma(\text{rel}4)}^{\beta}), (\mu(\theta_{\gamma(\text{rel}3)}^{\beta}), \mu(\theta_{\gamma(\text{rel}4)}^{\beta})),$ а также отличны от величин $(\mu(\nabla_{\gamma(\text{rel}1)}^{\beta}), \mu(\nabla_{\gamma(\text{rel}2)}^{\beta}), (\mu(\theta_{\gamma(\text{rel}1)}^{\beta}), \mu(\theta_{\gamma(\text{rel}2)}^{\beta})).$

Наличие шума определяется с помощью следующего нечеткого правила.

Нечеткое правило 2 определяет значение для нечеткой величины фактора шума (noise) в виде r^{β} :

$$\begin{aligned} & \text{IF } \nabla_{\text{N}}^{\beta F} \theta_{\text{N}}^{\beta F} \text{ is BIG OR } \nabla_{\text{S}}^{\beta F} \theta_{\text{S}}^{\beta F} \text{ is BIG OR } \nabla_{\text{E}}^{\beta F} \theta_{\text{E}}^{\beta F} \\ & \text{is BIG OR } \nabla_{\text{W}}^{\beta F} \theta_{\text{W}}^{\beta F} \text{ is BIG OR } \nabla_{\text{SW}}^{\beta F} \theta_{\text{SW}}^{\beta F} \text{ is BIG OR} \\ & \nabla_{\text{NE}}^{\beta F} \theta_{\text{NE}}^{\beta F} \text{ is BIG OR } \nabla_{\text{NW}}^{\beta F} \theta_{\text{NW}}^{\beta F} \text{ is BIG OR } \nabla_{\text{SE}}^{\beta F} \theta_{\text{SE}}^{\beta F} \\ & \text{is BIG THEN } r^{\beta} \text{ is BIG.} \end{aligned}$$

Согласно этому правилу большие значения функции принадлежности в нечетком множестве BIG (noise) показывают присутствие шума в выборке, что используется в алгоритме для его подавления, определяя тип фильтрации в зависимости от того, является ли пиксель шумовым или это локальное изменение в изображении. Нечеткое правило 2 содержит семь дизъюнкций, а оператор, используемый для дизъюнкции, определен так: $\max(A; B)$. Уровень шума (noise) r^{β} для центрального пикселя в каждой компоненте цвета задается в виде

$$\begin{aligned} r^{\beta} = & \max(\nabla_{\text{SE}}^{\beta F} \theta_{\text{SE}}^{\beta F}, \max(\nabla_{\text{NW}}^{\beta F} \theta_{\text{NW}}^{\beta F}, \max(\nabla_{\text{NE}}^{\beta F} \theta_{\text{NE}}^{\beta F}, \\ & \max(\nabla_{\text{SW}}^{\beta F} \theta_{\text{SW}}^{\beta F}, \max(\nabla_{\text{W}}^{\beta F} \theta_{\text{W}}^{\beta F}, \max(\nabla_{\text{E}}^{\beta F} \theta_{\text{E}}^{\beta F}, \\ & \max(\nabla_{\text{N}}^{\beta F} \theta_{\text{N}}^{\beta F}, \nabla_{\text{S}}^{\beta F} \theta_{\text{S}}^{\beta F})))))))). \end{aligned} \quad (7)$$

3. Значение функции принадлежности центрального пикселя определяется в нечетком множестве “шум” (noise). Используем следующее правило для определения, является ли пиксель шумовой компонентой или свободен от шума (noise-free): ЕСЛИ $r^{\beta} \geq 0.3$, ТОГДА фильтрация реализуется на основе значений функции принадлежности, определяемой для нечеткого множества BIG. В противном случае фильтр определяется как неизменный пиксель $y_{\text{output}}^{\beta} = x_c^{\beta}$.

Пороговое значение 0.3 определено на основе оптимальных значений критериев при моделировании обработки по приведенному алгоритму.

Так как значения функции принадлежности задают веса для каждой компоненты, то используем оператор отрицания. Он для функции принадлежности в нечетком множестве NO BIG (noise-free) записывается так: $\xi_{\gamma}^{\beta F} = 1 - \nabla_{\gamma}^{\beta F} \theta_{\gamma}^{\beta F}$. Вес для центрального пикселя был выбран в виде $\xi_c^{\beta F} = 3\sqrt{1-r^{\beta}}$. Значения компонент для выборки в окне 3×3 $x_{\gamma}^{\beta} = (x_{\text{SW}}^{\beta}, x_{\text{S}}^{\beta}, x_{\text{SE}}^{\beta}, x_{\text{W}}^{\beta}, x_c^{\beta}, x_{\text{E}}^{\beta}, x_{\text{NW}}^{\beta}, x_{\text{N}}^{\beta}, x_{\text{NE}}^{\beta})$ представляются в возрастающем порядке, определяя упорядочение соответствующих весов нечеткой логики:

$$\begin{aligned} x_{\gamma}^{\beta(1)} \leq x_{\gamma}^{\beta(2)} \leq x_{\gamma}^{\beta(3)} \leq x_{\gamma}^{\beta(4)} \leq x_{\gamma}^{\beta(5)} \leq x_{\gamma}^{\beta(6)} \leq x_{\gamma}^{\beta(7)} \leq \\ \leq x_{\gamma}^{\beta(8)} \leq x_{\gamma}^{\beta(9)} \Rightarrow \xi_{\gamma}^{\beta(1)} \leq \xi_{\gamma}^{\beta(2)} \leq \xi_{\gamma}^{\beta(3)} \leq \xi_{\gamma}^{\beta(4)} \leq \\ \leq \xi_{\gamma}^{\beta(5)} \leq \xi_{\gamma}^{\beta(6)} \leq \xi_{\gamma}^{\beta(7)} \leq \xi_{\gamma}^{\beta(8)} \leq \xi_{\gamma}^{\beta(9)}. \end{aligned} \quad (8)$$

Процедура фильтрации реализуется выбором одной из соседних компонент с наименьшей вероятностью быть искаженной шумом. Предложено реализовать фильтрацию, используя не только веса нечеткой логики, но также их упорядочение, как показано в (8). Это позволяет отбросить те компоненты, которые находятся достаточно далеко по отношению к центральному пикселю. Последнее реализуется введением переменной $\text{sum}^{\beta} = \xi_{\gamma}^{\beta(j)}$, где j уменьшается от 9 до 1, причем уменьшение j является корректным до тех пор, пока $\text{sum}^{\beta} > \frac{\sum \xi_{\gamma}^{\beta F} + 3\sqrt{1-r^{\beta}}}{2}$. Определим переменную $\text{sum}^{\beta} = \xi_{\gamma}^{\beta(j)}$, где j меняется от 9 до 3 до тех пор, пока удовлетворяется это условие. Находим выходное значение фильтра как j_{th} – упорядоченное значение для числа j , удовлетворяющего неравенству $\text{sum}^{\beta} > \frac{\sum \xi_{\gamma}^{\beta F} + 3\sqrt{1-r^{\beta}}}{2}$. Если условие для $j \leq 2$ не выполняется, то выбирается для j_{th} упорядоченное значение как выходное: $y_{\text{output}}^{\beta} = x_{\gamma}^{\beta(j)}$.

4. Свойства предложенного фильтра и известных в литературе алгоритмов были исследованы на основе стандартных критериев: пиковое отношение сигнал/шум в децибеллах (PSNR) [4–6], средняя абсолютная ошибка (MAE) [7] и нормализованная хроматическая разность (NCD) [10, 11]. Цветные тестовые изображения (Lena, Baboon, Peppers, Parrots and Goldhill) 320×320 пикселей

Таблица 1. NCD величины для цветного изображения “Лена” (шум 0–50%)

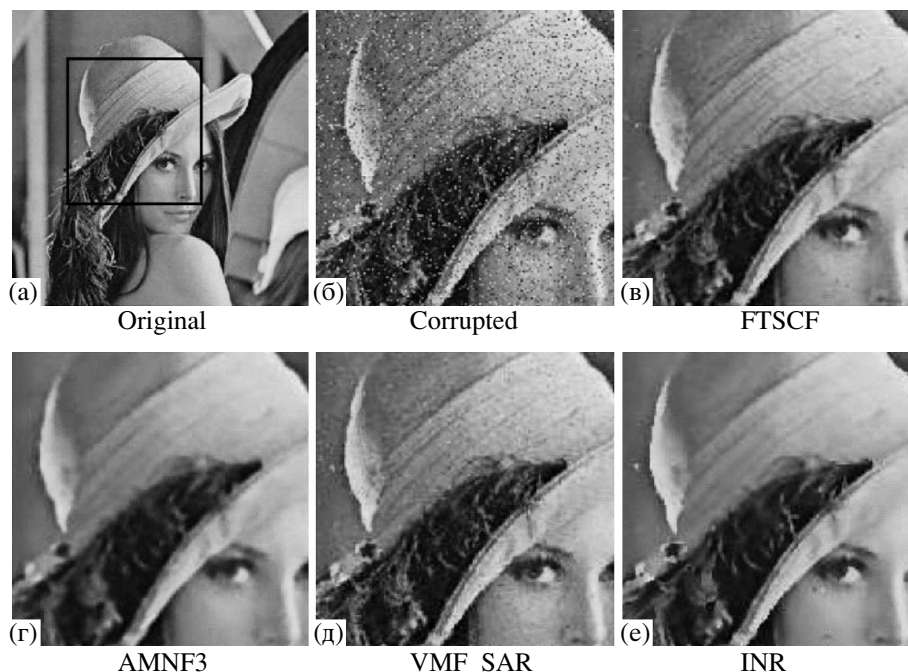
Фильтр	0	5	10	15	20	25	30	40	50
ABST_CMS	0.0195	0.203	0.213	0.0226	0.024	0.0258	0.0283	0.0359	0.0465
AMNF2	0.019	0.0199	0.0207	0.0217	0.0228	0.0244	0.0264	0.0338	0.0453
AMNF3	0.0188	0.0195	0.0203	0.0212	0.0222	0.0234	0.0252	0.0316	0.0418
VMF	0.0154	0.0162	0.0171	0.0185	0.02	0.0221	0.0252	0.0348	0.0485
FDCF	0.0017	0.0037	0.0059	0.0084	0.0115	0.0158	0.0206	0.0352	0.0537
INR	0.0164	0.0166	0.0171	0.0176	0.0184	0.0197	0.0214	0.0281	0.0405
LWVDF	0.017	0.0187	0.0208	0.0234	0.0265	0.0307	0.0362	0.0524	0.0744
MMKNN_CMS	0.0159	0.0168	0.0178	0.0191	0.0206	0.0225	0.0251	0.0333	0.0452
VMF_SAR	0.001	0.0044	0.0085	0.0134	0.0178	0.0228	0.0278	0.0415	0.0585
Wilc_CMS	0.0073	0.0096	0.0128	0.0166	0.0207	0.0255	0.0302	0.0434	0.0592
WVDF1	0.0137	0.0156	0.0181	0.0213	0.025	0.0302	0.0367	0.0544	0.0766

Таблица 2. Результаты критерия PSNR для цветного изображения “Baboon” (шум 0–50%)

Фильтр	0	3	5	10	15	20	30	40	50
AMNF3	23.84	23–75	23.65	23.57	23.44	23.41	23.34	23.15	21.35
FDCF	29.24	28.31	27.41	27.16	26.82	25.32	23.25	18.83	15.75
INR	27.32	26.93	26.64	26.51	26.47	25.83	24.82	22.83	19.85
VMF_SAR	30.12	28.32	27.32	26.41	24.84	23.34	22.45	18.65	17.74

(RGB-пространство, 24 бит) были искажены импульсным шумом разной интенсивности независимо в каждом канале изображения. Среди других алгоритмов, исследованных в работе, следующие:

ABST_ и Wilc_ [3], MAMNFE, AMNF, AMNF2 [3], AMNF3 [4, 11], AVMF [10], SAP- и FRWA- [12], BVDF- и GVDF-фильтры [3], алгоритм INR [2], фильтры WVDF1, WVDF2, LWVDF, CWVDF и

**Рис. 2.** Увеличенное изображение “Лена” в случае искажения импульсным шумом с интенсивностью 15%.

SWVDF [7], ММКNN-фильтры [4, 5, 10], алгоритм PVMM [8] и фильтр VMF SAR [12]. Таблица 1 показывает результаты тестирования лучших среди приведенных выше фильтров и подтверждает, что новый алгоритм является наилучшим в условиях малых и средних по интенсивности шумов (от 0 до 30%). Таблица 2 иллюстрирует значения критерия PSNR для тестового изображения “Бабоон”. Предложенный алгоритм FDCF работает эффективно в соответствии с PSNR-критерием в диапазоне интенсивностей шума от 3 до 15%. Критерий MAE показывает, что новый фильтр является наилучшим в диапазоне от 7 до 35% интенсивности шума. На рис. 2 приведено увеличенное изображение “Лена”, показывающее лучшее восстановление контуров и мелких деталей в сравнении с известными фильтрами.

5. Таким образом, предложенный подход, реализованный в новом фильтре FDCF, использующий совместно обработку на основе угловой информации и теорию нечетких множеств, показал хорошие качества в подавлении импульсных шумов, восстановлении контуров и деталей, а также хроматических характеристик как в соответствии с общепринятыми критериями PSNR, MAE и NCD, так и при визуальном анализе профильтрованных изображений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Кравченко В.Ф., Пономарев В.И., Пустовойт В.И.* // ДАН. 2008. Т. 421. № 2. С. 190–194.
2. *Schulte S., Morillas S., Gregori V., Kerre E.* // IEEE Trans. Image Process. 2007. V. 16. № 10. P. 2565–2575.
3. *Plataniotis K.N., Androutsos D., Vinayagamoorthy S., Venetsanopoulos A.N.* // IEEE Trans. Image Process. 1997. V. 6. № 7. P. 933–949.
4. *Kravchenko V.F., Ponomaryov V.I., Pustovoi V.I., Sانسores-Pech R.* // ДАН. 2006. Т. 408. № 4. С. 469–475.
5. *Ponomaryov V.I., Gallegos-Funes F.J., Rosales-Silva A.* // J. Imag. Science and Techn. 2005. V. 49. № 3. P. 205–219.
6. *Trahanias P.E., Venetsanopoulos A.N.* // IEEE. Trans. Image Process. 1993. V. 2. P. 528–534.
7. *Lukac R., Smolka B., Plataniotis K.N., Venetsanopoulos A.N.* // Comput. Vision and Image Underst. 2004. V. 94. P. 140–167.
8. *Szczepanski M., Smolka B., Plataniotis K.N., Venetsanopoulos A.N.* // Signal Process. 2003. V. 83. P. 1309–1342.
9. *Alajlan N., Kamel M., Jernigan E.* // Signal Process.: Image Commun. 2004. V. 19. № 10. P. 993–1003.
10. *Smolka B., Lukac R., Chydzinski A. et al.* // Real-Time Imag. 2003. V. 9. № 4. P. 261–276.
11. *Ponomaryov V.* // J. Real-Time Image Process. 2007. V. 1. № 3. P. 173–194.
12. *Lukac R.* // Patt. Recogn. Lett. 2003. V. 24. P. 1889–1899.