

УДК 621.391.2

**АЛГОРИТМЫ ТРЕХМЕРНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ  
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕОРИИ НЕЧЕТКИХ МНОЖЕСТВ  
ДЛЯ ЦВЕТНЫХ ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ,  
ИСКАЖЕННЫХ ШУМАМИ**

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

Поступило 24.12.2007 г.

В сообщении на основании идей [1–5] впервые предложены и обоснованы алгоритмы трехмерной (3D) пространственно-временной фильтрации. Они основаны на теории нечетких множеств [2–5], представляющих собой новый класс нелинейных фильтров, которые применяются для устранения влияния аддитивных шумов в видеопоследовательностях изображений. Алгоритмы используют значения многоканальных пикселей и угловые расхождения между ними, фильтруя совместно соседние кадры видеопоследовательности на основе предложенных новых правил нечеткой логики, которые позволяют выделить пиксели со схожей структурой, тем самым существенно увеличить объем обрабатываемой выборки и улучшить качество фильтрации. Критериями, используемыми при характеристике и сравнении известных и предложенных алгоритмов, являются пиковое отношение сигнал–шум в децибеллах, PSNR (pick signal/noise ratio), величина средней абсолютной ошибки MAE (mean absolute error), определяющая качество восстановления мелких деталей в изображении, а также хроматические параметры, такие, например, как нормализованная хроматическая разность (NCD) и средняя хроматическая ошибка (MCRE) [6–8].

2. Фильтрация видеопоследовательности начинается с первого кадра в скользящем окне обработки  $3 \times 3$ , где на основе среднего значения  $\bar{x}_\beta$  ( $\beta = (\text{RED}, \text{GREEN}, \text{BLUE})$  для цветных изображений) определяются угловые девиации пикселей  $\theta_c = D(\bar{x}_\beta, x_c)$  относительно центрального  $x_c$  в окне. На основании гистограммы для величин изобра-

жения находятся среднее значение, дисперсия  $\sigma_\beta^2$  и среднеквадратическое отклонение (СКО)  $\sigma_\beta = \sqrt{\sigma_\beta^2}$ . Предложенный пространственный фильтр работает, используя угловые девиации пикселей относительно центрального и условие “IF–THEN” (см. рис. 1б): IF ( $\theta_1$  AND  $\theta_3$  AND  $\theta_4$  AND  $\theta_6 \geq \tau_1$ ) OR ( $\theta_0$  AND  $\theta_2$  AND  $\theta_5$  AND  $\theta_7 \geq \tau_1$ ) THEN Фильтр взвешенного среднего ELSE Пространственный фильтр, где параметр  $\tau_1 = 0.1$  (численные величины параметров определены согласно критерию оптимальных значений для PSNR и MAE). Фильтр взвешенного среднего реализуется так:

$$y_{\beta \text{ out}} = \frac{\sum_{i=0, i \neq c}^{N-1} x_{\beta i} \frac{2}{1 + \exp \theta_i} + x_{\beta c}}{\sum_{i=0, i \neq c}^{N-1} \frac{2}{1 + \exp \theta_i} + 1}, \quad N = 8. \quad (1)$$

В случае выбора пространственного фильтра процедура состоит в нахождении СКО  $\sigma_\beta$  относительно среднего значения  $\bar{x}_{\beta 5 \times 5}$  (рис. 1а). Причем обновление величин СКО производится по условию: если  $\sigma_\beta < \sigma'_\beta$ , тогда  $\sigma_\beta = \sigma'_\beta$ , иначе  $\sigma'_\beta = \sigma_\beta$ . Для каждого пикселя  $x(i, j)$  из вы-

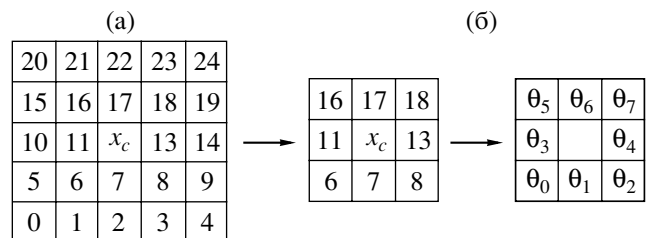


Рис. 1. Различные окна обработки (а –  $5 \times 5$ , б –  $3 \times 3$ ), используемые в пространственном и временном фильтрах.

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

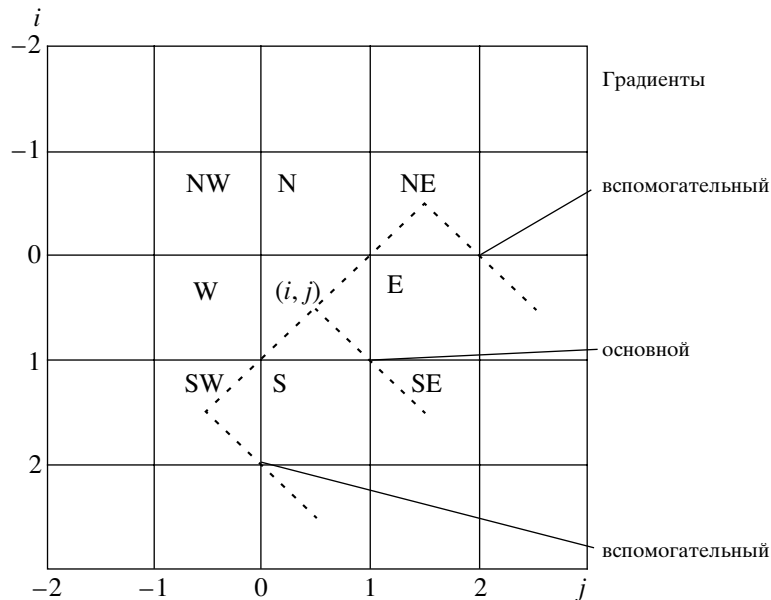


Рис. 2. Основное и вспомогательное направления для векторных и градиентных величин.

борки в окне  $3 \times 3$  выделим восемь соседних, которые соответствуют направлениям: N – север, E – восток, S – юг, W – запад, NW – северо-запад, NE – северо-восток, SE – юго-восток, SW – юго-запад [5]. Тогда для изображения  $x_{\beta}(i, j)$  градиент определяется в следующем виде:

$$\nabla_{(k,l)}x_{\beta}(i, j) = |x_{\beta}(i + k, j + l) - x_{\beta}(i, j)|,$$

$$k, l \in \{-1, 0, +1\}.$$

Такие градиенты, названные основными градиентами, совместно с двумя вспомогательными градиентами в дальнейшем соединяются в один градиент, названный нечетким векторно-градиентным значением. Рисунок 2 иллюстрирует основной и вспомогательные градиенты для выбранного направления SE. Пиксели трактуются как векторные величины относительно центра градиентного значения  $(i, j)$  с учетом переменной  $\gamma = \text{NW, N, NE, E, SE, S, SW, W}$  (рис. 2). Для определения основной и вспомогательной векторных величин используем следующую схему: ЕСЛИ  $\nabla_{\gamma\beta} < T_{\beta}$  для каждой из трех величин градиентов, ТОГДА угловая девиация определяет значения весов  $\alpha_{\gamma\beta}$  по следующей формуле [2]:

$$\alpha_{\gamma\beta} = \frac{2}{1 + \exp\theta_{\gamma\beta}}, \quad (2)$$

где  $\theta_{\gamma\beta}$  – угол между векторами пикселей [255, 255,  $x_{\gamma\beta}$ ] и [255, 255,  $x'_{\gamma\beta}$ ].

Функция принадлежности для вычисления основного и вспомогательных векторно-гради-

ентных величин используется в следующей форме:

$$\mu_{\text{BIG}} = \begin{cases} \max\{x, y\}, & \text{если } \nabla_{\gamma\beta} < T_{\beta}, \\ 0 & \text{в другом случае,} \end{cases} \quad (3)$$

где  $x = \alpha_{\gamma(M, D1, D2)\beta}$ ,  $y = 1 - \left[ \frac{\nabla_{\gamma(M, D1, D2)\beta}}{T_{\beta}} \right]$ . Таким об-

разом, нечеткие векторно-градиентные значения определяются нечетким правилом 1 (см. FR1 в таблице 1), где AND является нечетким пересечением, выраженным в виде алгебраического произведения  $A \cdot R$ , а OR является нечетким объединением:  $A + B - AB$ . Следовательно, нечеткие векторно-градиентные значения представляют собой весовые значения  $\omega_{\gamma} = \nabla_{\gamma\beta}\alpha_{\gamma\beta}$ , даваемые пикселям  $x_{\gamma\beta}$  из окна обработки, в алгоритме пространственного фильтра (рис. 1б)

$$y_{\beta\text{out}} = \frac{\sum_{\gamma} \omega_{\gamma} x_{\gamma\beta}}{\sum_{\gamma} \omega_{\gamma}}.$$

3. Впервые рассмотрим предложенный нами временной алгоритм, позволяющий восстанавливать мелкие детали и контуры в изображении. Найдем угловые девиации и градиенты в предыдущем  $A$  и текущем кадрах  $B$  видеопоследовательности:

$$\theta_i^1 = D(x_i^A, x_c^B), \quad \nabla_i^1 = |x_i^A - x_c^B|, \quad (4)$$

$$i = 1, 2, \dots, N - 1, \quad N = 8,$$

**Таблица 1.** Нечеткие правила, применяемые в алгоритме фильтрации с нечеткой логикой

Нечеткие правила	Определения
FR1: нечеткие векторно-градиентные значения $\nabla_{\gamma\beta}\alpha_{\gamma\beta}$	IF ( $\nabla_{\gamma\beta M}$ is BIG AND $\nabla_{\gamma\beta D1}$ is BIG) OR ( $\nabla_{\gamma\beta M}$ is BIG AND $\nabla_{\gamma\beta D2}$ is BIG) THEN $\nabla_{\gamma\beta}\alpha_{\gamma\beta}$ is true
FR2: нечеткие векторно-градиентные значения $SBB$	IF $\theta^1$ is SMALL AND $\theta^2$ is BIG AND $\theta^3$ is BIG AND $\nabla^1$ is SMALL AND $\nabla^2$ is BIG AND $\nabla^3$ is BIG THEN $SBB$ is true
FR3: нечеткие векторно-градиентные значения $SSS$	IF $\theta^1$ is SMALL AND $\theta^2$ is SMALL AND $\theta^3$ is SMALL AND $\nabla^1$ is SMALL AND $\nabla^2$ is SMALL AND $\nabla^3$ is SMALL THEN $SSS$ is true
FR4: нечеткие векторно-градиентные значения $BBB$	IF $\theta^1$ is BIG AND $\theta^2$ is BIG AND $\theta^3$ is BIG AND $\nabla^1$ is BIG AND $\nabla^2$ is BIG AND $\nabla^3$ is BIG THEN $BBB$ is true
FR5: нечеткие векторно-градиентные значения $BBS$	IF $\theta^1$ is BIG AND $\theta^2$ is BIG AND $\theta^3$ is SMALL AND $\nabla^1$ is BIG AND $\nabla^2$ is BIG AND $\nabla^3$ is SMALL THEN $BBS$ is true

где  $x_c^B$  – центральный пиксель в текущем кадре. Аналогичным образом определяются  $(\theta_i^2, \nabla_i^2)$  для одноименных пикселей в  $A$  и  $B$ , а также  $(\theta_i^3, \nabla_i^3)$  для пикселей в текущем кадре  $B$ :

$$\theta_i^2 = D(x_i^A, x_i^B), \quad \nabla_i^2 = |x_i^A - x_i^B|;$$

$$\theta_i^3 = D(x_i^B, x_c^B), \quad \nabla_i^3 = |x_i^B - x_c^B|$$

Используем гауссовы функции принадлежности SMALL и BIG [9] для угловых девиаций и градиентов:

$$\mu_{SMALL}(\theta) = \begin{cases} 1, & \text{если } \theta < \theta_1, \\ \exp\left[-\frac{(\theta - \theta_1)^2}{2\sigma^2}\right] & \text{в другом случае,} \end{cases} \quad (5)$$

$$\mu_{SMALL}(\nabla) = \begin{cases} 1, & \text{если } \nabla < \nabla_1, \\ \exp\left[-\frac{(\nabla - \nabla_1)^2}{2\sigma^2}\right] & \text{в другом случае;} \end{cases}$$

$$\mu_{BIG}(\theta) = \begin{cases} 1, & \text{если } \theta > \theta_2, \\ \exp\left[-\frac{(\theta - \theta_2)^2}{2\sigma^2}\right] & \text{в другом случае,} \end{cases} \quad (6)$$

$$\mu_{BIG}(\nabla) = \begin{cases} 1, & \text{если } \nabla > \nabla_2, \\ \exp\left[-\frac{(\nabla - \nabla_2)^2}{2\sigma^2}\right] & \text{в другом случае.} \end{cases}$$

Здесь  $\theta_1 = 0.2, \theta_2 = 0.9; \nabla_1 = 60, \nabla_2 = 140$ , а  $\sigma^2 = 0.1$  для  $\theta$  и  $\sigma^2 = 1000$  для  $\nabla$ .

Численные значения параметров выбраны согласно оптимальным величинам критериев PSNR и MAE. Новые нечеткие правила, впервые пред-

ложенные нами с использованием функции (5), представлены в табл. 1 и иллюстрируются рис. 3. Они обнаруживают перемещения пикселей и формируют выборку из них со схожей структурой для последующей фильтрации. Для восстановления контуров и тонких деталей в изображении используем следующую процедуру обработки: вычислим СКО  $\sigma''_{\beta}$  в двойном окне  $3 \times 3 \times 2$  соседних кадров. Сравним текущее СКО  $\sigma''_{\beta}$  с используемым ранее  $\sigma'_{\beta}$  по правилу: ЕСЛИ  $\{(\sigma''_{RED} \geq 0.4\sigma'_{RED}) \text{ И } (\sigma''_{GREEN} \geq 0.4\sigma'_{GREEN}) \text{ И } (\sigma''_{BLUE} \geq 0.4\sigma'_{BLUE})\}$ , ТОГДА нечеткие правила 2, 3, 4, и 5, ИНАЧЕ, фильтр взвешенного среднего применяется с использованием 17 пикселей из окна обработки  $3 \times 3 \times 2$ . Приведенная процедура позволяет выделять области, содержащие мелкие детали и контуры, а в дальнейшем фильтровать пиксели из этой области в соответствии с алгоритмами нечеткой логики. Обновление величин СКО реализуется с использованием параметра чувствительности  $\alpha$ :

$$\sigma'_{\beta} = \alpha \frac{\sigma_{total}}{5} + (1 - \alpha)\sigma'_{\beta, past},$$

$$\sigma_{total} = \frac{\sigma''_{RED} + \sigma''_{GREEN} + \sigma''_{BLUE}}{3}.$$

Параметр  $\alpha$  выбирается: для фильтра взвешенного среднего и нечеткого правила  $SSS$   $\alpha = 0.125$ ; для  $SSB$  и  $BBS$   $\alpha = 0.875$ , а в случае  $BBB$   $\alpha = 0.875$ , если значение доверия перемещению  $motion-noise = 1$ ;  $\alpha = 0.125$ , если  $motion-noise = 0$  и  $\alpha = 0.5$  в другом случае или если нечеткое правило не применяется. Если число пикселей с нечеткими значениями  $SBB, SSS, BBS$  или  $BBB$  наибольшее среди других вычисленных, то алгоритм

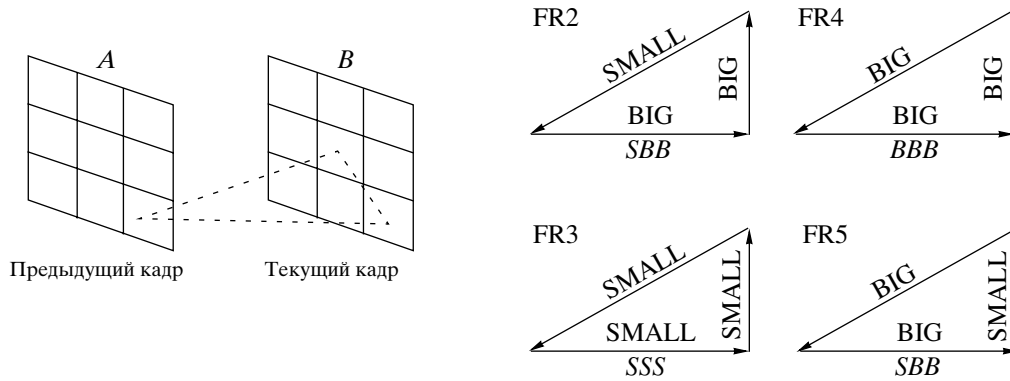


Рис. 3. Нечеткие правила 2, 3, 4 и 5, используемые для обнаружения перемещений в предыдущем и текущем кадрах.

фильтрации представляется в форме, приведенной ниже, для каждого нечеткого значения при выполнении условия ЕСЛИ:

$$y_{\beta \text{ out}} = \frac{p_{\beta c}^B + p_{\beta c}^A}{2}.$$

$$y_{\beta \text{ out}} = \frac{\sum_{i=1}^{\#\text{pixels}} p_{\beta i}^A \cdot SBB_i}{\sum_{i=1}^{\#\text{pixels}} SBB_i} \quad \text{или}$$

$$y_{\beta \text{ out}} = \frac{\sum_{i=1}^{\#\text{pixels}} 0.5(p_{\beta i}^A + p_{\beta i}^B) \cdot SSS_i}{\sum_{i=1}^{\#\text{pixels}} SSS_i}, \quad \text{или} \quad (7)$$

$$y_{\beta \text{ out}} = \frac{\sum_{i=1}^{\#\text{pixels}} p_{\beta i}^B \cdot (1 - BBS_i)}{\sum_{i=1}^{\#\text{pixels}} (1 - BBS_i)} \quad \text{или}$$

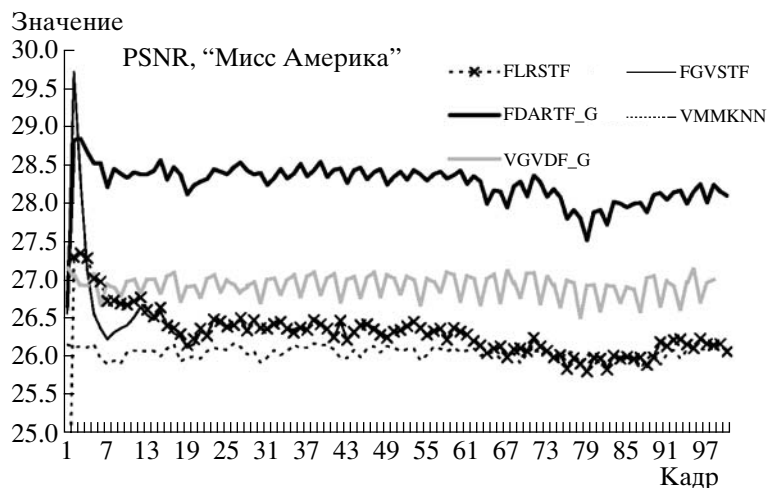
если число пикселей со значениями  $BBS$  является наибольшим, то используется девять нечетких значений, найденных из  $BBS$ . Выделяется центральное значение, а также три нечетких соседних значения с целью обнаружения перемещения, которые соединяются в соответствии с треугольной нормой [4]. Пересечение всех возможных комбинаций  $BBS$  и три различные соседние степени принадлежности  $BIG$  используются для того, чтобы получить значение доверия перемещению-шум, а затем сформировать выходной профильтрованный пиксель  $y_{\beta \text{ out}} = (1 - \alpha)p_{\beta c}^B + \alpha p_{\beta c}^A$ , где  $p_{\beta i}^A$  и  $p_{\beta i}^B$  определяют пиксели в соответствующих кадрах. В случае, если не существует большинства пикселей, удовлетворяющих какому-либо из нечетких правил, профильтрованный пиксель формируется так:

4. Предложенный алгоритм сравнивался с известными при фильтрации двух видеопоследовательностей “Мисс Америка” и “Цветы”, характеризующихся различной текстурой. Это гарантирует робастность предложенного подхода в фильтрации. Последовательности, искаженные гауссовым шумом с дисперсией  $\sigma_n^2$  в интервале от 0.0 до 0.05, обрабатывались предложенным фильтром, названным  $FDARTF\_G$ , и сравнивались на основе общепризнанных критериев: PSNR, MAE, NCD, NMSE и MCRE [6–8] с результатами фильтрации другими известными алгоритмами [5–8]. В табл. 2 показано, что предложенный алгоритм эффективно подавляет шумы низкой интенсивности и является наилучшим в большинстве из критериев при фильтрации видеопоследовательности “Цветы”. Рисунок 4 подтверждает, что предложенный алгоритм реализует наилучшее качество по критерию PSNR при искажении шумами высокой интенсивности на всей последовательности “Мисс Америка”.

5. Из теоретического и экспериментального анализа новых робастных алгоритмов 3D-филь-

Таблица 2. Величины критериев для 20-го кадра видеопоследовательности “Цветы”, искаженной гауссовым шумом с  $\sigma_n^2 = 0.005$ , после фильтрации различными алгоритмами

Алгоритм	PSNR	MAE	NCD	MCRE	NMSE
FLRSTF [3]	26.192	9.628	0.0166	0.0193	0.0042
FGVSTF [7]	26.007	9.825	0.0174	0.0185	0.0044
FDARTF_G	<b>27.309</b>	<b>8.503</b>	0.0155	<b>0.014</b>	<b>0.0033</b>
VMMKNN [6]	25.348	8.777	<b>0.0152</b>	0.0241	0.005
VGVDG_G [4]	25.46	8.959	0.0175	0.0214	0.0049



**Рис. 4.** Величина PSNR для предложенного и известных алгоритмов на первых 100 кадрах цветной видеопоследовательности “Мисс Америка”, искаженной гауссовским шумом с  $\sigma_n^2 = 0.015$ .

трации для видеопоследовательностей изображений можно сделать следующий вывод: предложенный подход к фильтрации многоканальных видеопоследовательностей, использующий новые правила нечеткой логики, показал лучшее ее качество в терминах критериев PSNR, MAE, NMSE, NCD и MCRE и при визуальном анализе, подавляя аддитивные шумы, а также восстанавливая мелкие детали изображений.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Цифровая обработка сигналов и изображений в радиофизических приложениях/Под ред. В.Ф. Кравченко. М.: Физматлит, 2007.
2. Schulte S., Morillas S., Gregori V., Kerre E. //IEEE Trans. on Image Process. 2007. V.16. № 10. P. 2565–2575.
3. Amer A., Schreder H. // Intern. Conf. Elect. Circ. and Syst. 1996. V. 1. P. 45–48.
4. Zlokolic V., De Geyter M., Schulte S., et al. // IS&T/SPIE Symp. on Electronic Imaging. 2005. P. 771–782.
5. Zlokolic V., Schulte S., Pizurica A. et al. // J. Electron. Imaging. 2006. V.15. № 2. P. 023008\_1–13.
6. Кравченко В.Ф., Пономарев В.И., Пустовойт В.И., Сансорес-Печ Р. // ДАН. 2006. Т. 406. № 4. С. 469–475.
7. Ponomaryov V., Rosales-Silva A., Golikov V. // Electron. Lett. 2006. V. 42. № 11. P. 623–624.
8. Plataniotis K.N., Venetsanopoulos A.N. Color Image Processing and Applications. B.: Springer, 2000.
9. Kulkarni A.D. Computer Vision and Fuzzy-Neural Systems. N.Y.: Prentice-Hall. 2001.