

УДК 004.932.4

## ФИЛЬТРАЦИЯ ШУМА НА ГИПЕРСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

© В. В. Шипко

*Военно-воздушная академия им. проф. Н. Е. Жуковского и Ю. А. Гагарина,  
394064, г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54а  
E-mail: shipko.v@bk.ru*

Предложен подход к фильтрации гиперспектральных изображений, искажённых гауссовским аддитивным шумом, основанный на использовании свойства межканальной избыточности таких изображений. Разработанный алгоритм фильтрации шума позволяет сохранить контурный и яркостный портреты объектов в отдельных компонентах гиперспектрального изображения в отличие от алгоритмов линейной покомпонентной и векторной фильтрации, а также алгоритма усреднения по набору компонент. Полученные результаты численных исследований свидетельствуют о преимуществе межканальной градиентной реконструкции в точности восстановления искажённых аддитивным шумом компонент гиперспектральных изображений. Показана эффективность предложенного подхода на примере обработки реальных гиперспектральных изображений.

*Ключевые слова:* гиперспектральные изображения, гауссовский аддитивный шум, фильтрация, межканальная градиентная реконструкция.

DOI: 10.15372/AUT20200103

**Введение.** В настоящее время одним из важнейших направлений развития средств космического и авиационного наблюдения является гиперспектральная съёмка, результаты которой активно используются для решения задач контроля загрязнений окружающей среды, в картографии, исследовании природных ресурсов, климатологии, океанографии, для наблюдения за пожарами, в военных целях и т. д. Применение гиперспектральной съёмки позволяет повысить эффективность обнаружения и распознавания объектов сцены по сравнению с панхроматическим и многоспектральным режимами съёмки [1–3]. В свою очередь, при гиперспектральной съёмке детектируемое излучение разделяется на сотни составляющих формируемого гиперспектрального изображения, что приводит к существенному снижению уровня полезного сигнала по отношению к шуму. Гиперспектральные изображения подвержены аддитивному некоррелированному шуму, уровень которого может достигать больших значений. Адекватность такой модели шума достаточно обоснована в ряде работ, например в [4].

Наличие помех в компонентах гиперспектрального изображения может затруднить решение ряда конечных задач и снизить потенциальные возможности гиперспектральной аппаратуры по распознаванию и классификации объектов интереса [5]. При этом классические методы и алгоритмы фильтрации изображений [6–8] не всегда являются эффективными для многокомпонентных (гиперспектральных) изображений либо вовсе неприемлемы. Между тем возникающая избыточность при переходе к многокомпонентным изображениям открывает новые возможности восстановления сигналов, искажённых воздействием помех. В частности, хорошие результаты по устранению импульсных помех на многокомпонентных изображениях показал метод межканальной градиентной реконструкции [9–11].

Цель работы — повышение точности восстановления искажённых аддитивным шумом гиперспектральных изображений за счёт свойства межканальной избыточности.

**Постановка задачи восстановления гиперспектральных изображений, искажённых аддитивным шумом.** Используемая модель исходного оцифрованного по строкам  $i$  и столбцам  $j$   $L$ -компонентного гиперспектрального изображения  $\mathbf{\Lambda}$  в общем случае имеет вид

$$\mathbf{\Lambda} = \begin{bmatrix} \mathbf{\Lambda}^1 \\ \mathbf{\Lambda}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{\Lambda}^L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_{i,j}^1 \in [0, \dots, 2^N - 1] \\ \lambda_{i,j}^2 \in [0, \dots, 2^N - 1] \\ \vdots \\ \lambda_{i,j}^L \in [0, \dots, 2^N - 1] \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где  $i = 1, \dots, m$ ;  $j = 1, \dots, n$ ;  $m, n$  — число строк и столбцов изображения соответственно;  $\lambda_{i,j}^l$  — элементы компоненты  $l$ ;  $l$  — индекс компоненты,  $l = 1, \dots, L$ ;  $N$  — степень квантования яркости компонент изображения  $\mathbf{\Lambda}$ .

Модель  $L$ -компонентного изображения, искажённого воздействием аддитивного гауссовского шума, описывается выражением

$$\mathbf{X} = [x_{i,j}^1 \ x_{i,j}^2 \ , \dots \ , x_{i,j}^L]^\top, \quad x_{i,j}^l = \lambda_{i,j}^l + \eta^l, \quad (2)$$

где  $\eta^l$  — случайная спектрально-независимая аддитивная шумовая составляющая сигналов  $L$ -компонентного изображения с нулевым математическим ожиданием и некоторым значением среднеквадратического отклонения (СКО)  $\sigma_{ш}^l$ .

Математическая постановка задачи восстановления гиперспектральных изображений состоит в нахождении операторов яркостного преобразования  $F_1$  и контурного преобразования  $F_2$  искажённого изображения  $\mathbf{X}$ , позволяющих сформировать такую оценку  $\hat{\mathbf{\Lambda}}$  изображения, которая могла быть наиболее близка к её истинным значениям  $\mathbf{\Lambda}$ :

$$\hat{\mathbf{\Lambda}} = F_2[F_1[\mathbf{X}]] \rightarrow \min \left\{ \begin{array}{l} \|\hat{\lambda}_{i,j}^\nu - \lambda_{i,j}^\nu\| \\ |\hat{g}_{i,j}^\nu - g_{i,j}^\nu| \end{array} \right\}, \quad (3)$$

где  $\nu$  — индекс восстанавливаемой спектральной компоненты;  $\hat{g}_{i,j}^\nu$  — бинарные изображения пространственного положения контуров в восстановленных спектральных компонентах гиперспектрального изображения;  $g_{i,j}^\nu$  — бинарные изображения пространственного положения эталонных контуров.

**Понятие подобия градиентов спектральных компонент гиперспектрального изображения.**

Как показали исследования [4, 10, 12], для многокомпонентных (гиперспектральных) изображений существует взаимозависимость между составляющими градиента отдельных компонент:

$$\begin{aligned} (\lambda_{i,j}^1 - \lambda_{i\pm p, j\pm q}^1) &\approx (\lambda_{i,j}^2 - \lambda_{i\pm p, j\pm q}^2), \\ (\lambda_{i,j}^2 - \lambda_{i\pm p, j\pm q}^2) &\approx (\lambda_{i,j}^3 - \lambda_{i\pm p, j\pm q}^3), \\ &\dots \\ (\lambda_{i,j}^{L-1} - \lambda_{i\pm p, j\pm q}^{L-1}) &\approx (\lambda_{i,j}^L - \lambda_{i\pm p, j\pm q}^L), \end{aligned} \quad (4)$$

где  $p, q$  — параметры размера скользящего окна по  $i$  и  $j$ ,  $p = (0, \dots, P)$ ,  $q = (0, \dots, Q)$ .

Отсюда следует, что все соответствующие градиенты любых спектральных компонент равны с точностью до коэффициента подобия

$$\xi_{i,j,d}^{a,b} = \frac{(\lambda_{i,j}^a - \lambda_{i\pm p, j\pm q}^a)d}{(\lambda_{i,j}^b - \lambda_{i\pm p, j\pm q}^b)d} = \frac{\Delta_{i,j,d}^a}{\Delta_{i,j,d}^b}, \quad (5)$$

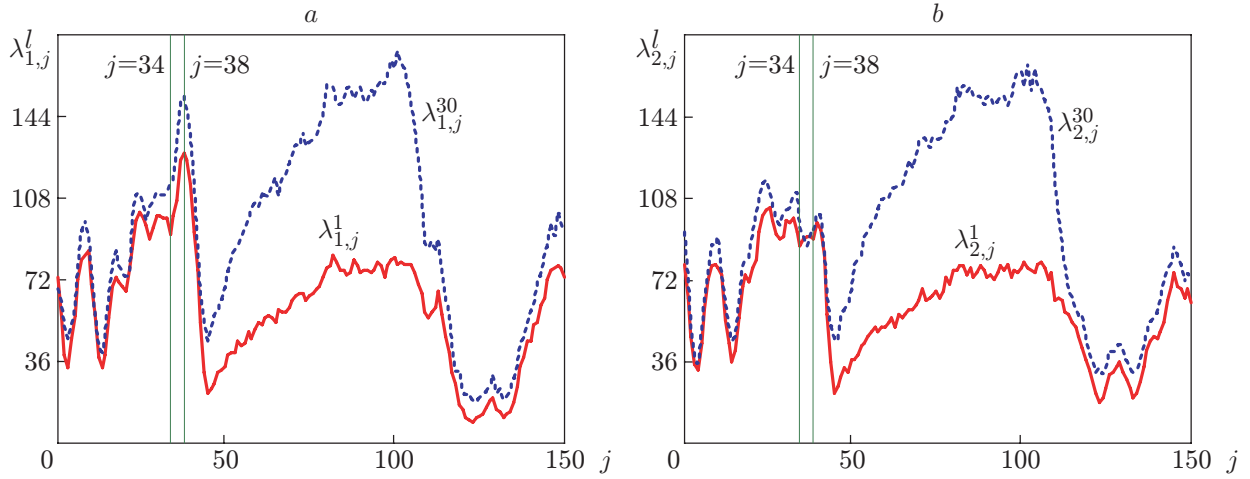


Рис. 1

где  $d$  — индексы пикселей окрестности  $i, j$ -го пикселя,  $d = 1, \dots, D - 1$ ;  $D$  — количество пикселей в скользящем окне,  $D = (2P + 1)(2Q + 1)$ ;  $a, b$  — индексы двух любых спектрально-зональных компонент из гиперкуба,  $a \in l, b \in l, a \neq b$ .

Тогда можно оценить любое значение яркости  $i, j$ -го пикселя в компоненте  $a$  по компоненте  $b$  [9]:

$$\hat{\lambda}_{i,j}^{a(b)} = M_d[\lambda_{i,j,d}^a + (\Delta_{i,j,d}^b \xi_{i,j,d}^{a,b})], \quad (6)$$

где  $\lambda_{i,j,d}^a = \lambda_{i \pm p, j \pm q}^a$ ;  $M_d$  — оператор вычисления оценки (средняя, медианная, квантили и т. д.) по  $d$ .

На рис. 1 в качестве примера представлены значения яркости двух соседних строк ( $i = 1$  для рис. 1,  $a$  и  $i = 2$  для рис. 1,  $b$ ) двух спектрально-зональных компонент ( $l = 1$  и  $l = 30$ ) участка гиперспектрального изображения. Как видно на рисунке, значения яркости в приведённых спектральных компонентах значительно различаются особенно на участках, где присутствуют спектрально-селективные объекты (например, на выделенном участке  $j = 34, \dots, 38$ ).

На рис. 2,  $a$  показаны спектральные яркости пикселей первой строки:  $\lambda_{1,34}^l$  (кривая 1),  $\lambda_{1,35}^l$  (кривая 2),  $\lambda_{1,38}^l$  (кривая 3) и градиенты  $\Delta_{1,34-35}^l = \lambda_{1,34}^l - \lambda_{1,35}^l$  (кривая 4),  $\Delta_{1,34-38}^l = \lambda_{1,34}^l - \lambda_{1,38}^l$  (кривая 5), а на рис. 2,  $b$  — аналогичные кривые соответствующих пикселей второй строки.

Из представленных примеров на рис. 1 и 2 видно, что при разных и изменяющихся яркостях пикселей (кривые 1–3) на заданном спектральном диапазоне их градиенты (кривые 4, 5) имеют стабильные (стационарные) значения и подтверждают допущения (4), (5). Стоит отметить, что для случая градиента относительно удалённых пикселей  $\Delta_{1,34-38}^l$  и  $\Delta_{2,34-38}^l$  наблюдается медленный ход их среднего по спектру, обусловленный неоднородностью (перепад яркости). При этом для близлежащих пикселей  $\lambda_{1,34}^l, \lambda_{1,35}^l$  и  $\lambda_{2,34}^l, \lambda_{2,35}^l$  стабильность их градиентов высокая. Также высокая стабильность может наблюдаться у удалённых составляющих градиента на однородной текстуре изображения.

На рис. 3,  $a$  представлена разница яркостей первой и второй строк в спектрально-зональном изображении 1-го канала  $\Delta^1 = \lambda_{1,j}^1 - \lambda_{2,j}^1$  (кривая 1), 30-го канала  $\Delta^{30} = \lambda_{1,j}^{30} - \lambda_{2,j}^{30}$

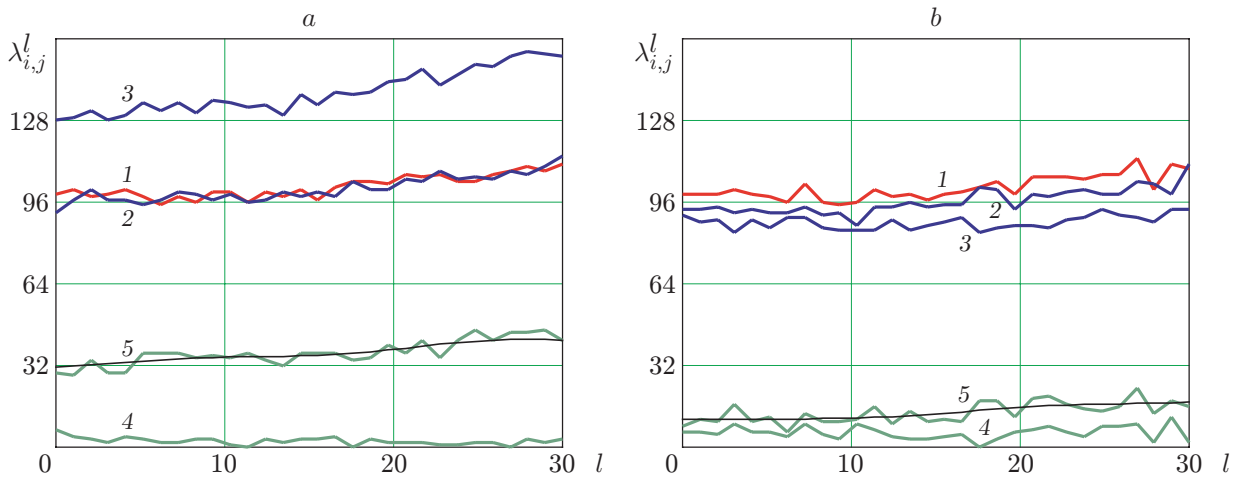


Рис. 2

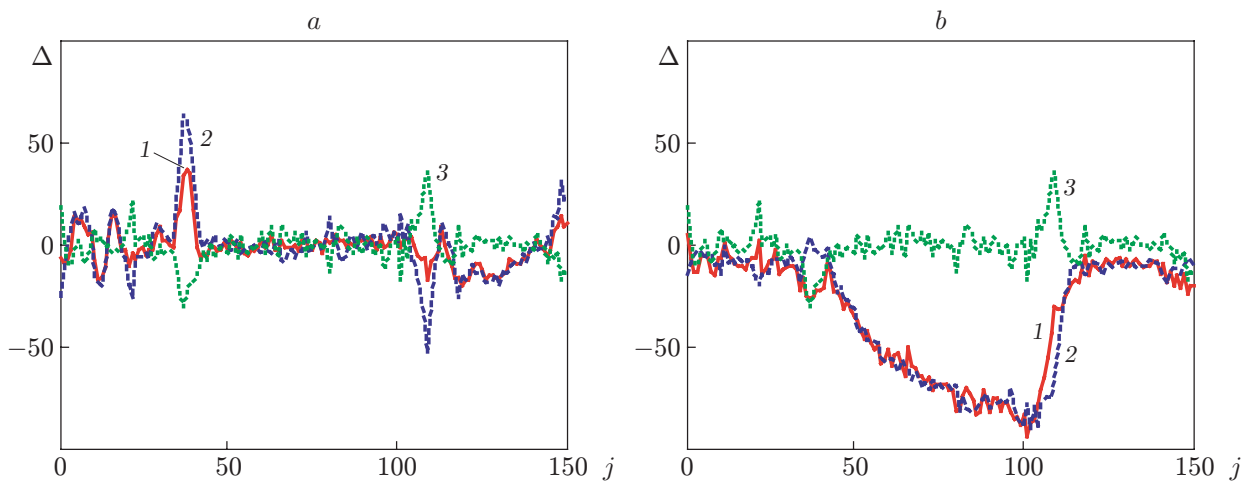


Рис. 3

(кривая 2) и их разность (невязка)  $\Delta = \Delta^1 - \Delta^{30}$  (кривая 3). На рис. 3, *b* показана разность яркостей одноимённых строк спектрозональных изображений 1-го и 30-го каналов в первой строке  $\Delta_1 = \lambda_{1,j}^1 - \lambda_{1,j}^{30}$  (кривая 1), во второй строке  $\Delta_2 = \lambda_{2,j}^1 - \lambda_{2,j}^{30}$  (кривая 2) и их невязка  $\Delta = \Delta_1 - \Delta_2$  (кривая 3).

На рис. 3 видно, что градиенты значений яркостей соседних строк одной компоненты имеют более устойчивый характер, нежели градиенты значений яркостей одноимённых строк разных компонент. При этом невязка полученных разностей (кривая 3) имеет нулевое среднее и дисперсию, характеризующую степень пространственно-спектрального расогласования компонент гиперспектрального изображения, где большие всплески указывают на спектральную аномалию в перепаде яркостей. Это свойство можно использовать для выделения спектрально-селективных объектов на гиперспектральных изображениях, а также при объединении нескольких спектрозональных компонент.

С учётом многомерности гиперспектральных данных и возможного характера помех в соответствии с моделью (2) выражение (6) можно представить следующим образом:

$$\hat{\lambda}_{i,j}^{a(r)} = M_r M_d [\lambda_{i,j,d}^a + (\Delta_{i,j,d}^r \xi_{i,j,d}^{a,r})], \quad (7)$$

в частности, для средних оценок

$$\hat{\lambda}_{i,j}^{a(r)} = \frac{1}{R(D-1)} \sum_r \sum_d (\lambda_{i,j,d}^a + (\Delta_{i,j,d}^r \xi_{i,j,d}^{a,r})), \quad (8)$$

где  $r$  — индексы объединённых спектральных компонент,  $r = 1, \dots, R$ ,  $r \in [1, \dots, L]$ .

Для мультиспектральных цветных изображений коэффициент подобия  $\xi$  на некоторых участках изображения может принимать достаточно большие отклонения от единицы, особенно на границе, разделяющей объект и фон или две любые другие составляющие изображения [12], а для смежных спектральных компонент гиперспектральных изображений он, наоборот, может равняться единице. В таком случае для гиперспектральных изображений отклонения значений коэффициента подобия могут характеризоваться шумовой составляющей, и тогда приближённо определять оценку искажённых компонент с учётом полезных перепадов яркости можно по (7), (8).

Таким образом, локальная спектральная избыточность многокомпонентных изображений даёт возможность восстановления искажённых сигналов одной компоненты по совокупности других компонент, но для этого требуется разработка соответствующих алгоритмов.

**Алгоритм фильтрации шума на гиперспектральных изображениях на основе метода межканальной градиентной реконструкции.** При восстановлении искажённого изображения  $\mathbf{X}$  скользящим окном с параметрами апертуры  $p = (0, \dots, P)$  по  $i$  и  $q = (0, \dots, Q)$  по  $j$  возможен следующий алгоритм фильтрации аддитивного гауссовского шума.

Шаг 1. Формируется единое (эталонное) изображение для оценки общих контурных признаков. Для этого может использоваться любой способ преобразования зональных яркостей, к примеру, усреднение, сглаживающее аддитивную шумовую составляющую:

$$y_{i,j} = \frac{1}{R} \sum_r x_{i,j}^r, \quad (9)$$

где  $r = [\nu - R', \dots, \nu - 1, \nu, \nu + 1, \dots, \nu + R''] = 1, \dots, R$ ,  $r \in [1, \dots, L]$ ;  $R'$ ,  $R''$  — нижний и верхний параметры, обуславливающие ширину скользящего среднего по  $l$  и соответственно количество спектральных компонент  $R = (R' + R'' + 1)$ , участвующих в формировании оценки.

Шаг 2. Вычисляется разность значений яркости (градиенты) каждого пиксела изображения  $y_{i,j}$  с окружающими его пикселями в скользящем окне:

$$\Delta_{i\pm p, j\pm q}^y = y_{i,j} - y_{i\pm p, j\pm q}. \quad (10)$$

Шаг 3. Формируется набор оценок каждого пиксела восстанавливаемой компоненты по полученным градиентам эталонного изображения, что может быть выполнено в виде суммы набора градиентов (10) и соответствующих пикселей в скользящем окне восстанавливаемой компоненты [9]:

$$(\hat{\lambda}_{i,j}^\nu)_d = x_{i\pm p, j\pm q}^\nu + \Delta_{i\pm p, j\pm q}^y. \quad (11)$$

Шаг 4. Результирующее восстановленное изображение может быть представлено в виде среднего или медианного значения оценок  $(\hat{\lambda}_{i,j}^\nu)_d$ :

$$\hat{\lambda}_{i,j}^\nu = \text{mean}_d [(\hat{\lambda}_{i,j}^\nu)_d] = \frac{1}{D-1} \sum_d (\hat{\lambda}_{i,j}^\nu)_d, \quad (12)$$

$$\hat{\lambda}_{i,j}^\nu = \text{median}_d [(\hat{\lambda}_{i,j}^\nu)_d]. \quad (13)$$

**Результаты численных исследований.** Численные исследования представлены на примере обработки фрагментов реальных гиперспектральных изображений различных объектов, полученных гиперспектрометром Pika L, и усреднены по выборке из 100 опытов. Параметры тестовых изображений: пространственное разрешение  $m \times n = 500 \times 500$ ; спектральный диапазон съёмки 383–1022 нм; число спектральных каналов  $L = 300$ ; спектральное разрешение  $\Delta l \approx 2,1$  нм; выборка изображений, участвующих в восстановлении искажённых компонент,  $r = (\nu, \nu + 1, \dots, \nu + R'') = (111, \dots, 160)$ ; количество компонент, участвующих в восстановлении,  $R = R'' + 1 = 50$ ; индекс восстанавливаемой компоненты  $\nu = 111$  и индекс верхней спектральной компоненты  $\nu + R'' = 160$ ; спектральный диапазон восстановления 610–714 нм. Ограничимся при восстановлении только спектральнозональными изображениями верхнего диапазона (без компонент  $\nu - 1, \dots, \nu - R'$ ). Перед обработкой спектральнозональные изображения  $r$  подвергались воздействию аддитивного гауссовского шума с СКО в диапазоне  $\sigma_{\text{ш}}^r = 1, \dots, 50$ .

В качестве критерия различия яркостей исходного эталонного изображения  $\lambda_{i,j}^\nu$  и восстановленного изображения  $\hat{\lambda}_{i,j}^\nu$  выбрана среднеквадратическая ошибка

$$\sigma = \left( \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (\hat{\lambda}_{i,j}^\nu - \lambda_{i,j}^\nu)^2 \right)^{1/2}. \quad (14)$$

Для исследования качественных характеристик предлагаемого метода в сохранении контурных признаков спектральнозональной компоненты вычислялись ошибки типа «пропуск контура» ( $\delta_{\text{ПК}}$ ) и «ложный контур» ( $\delta_{\text{ЛК}}$ ) в соответствии с выражениями

$$\delta_{\text{ЛК}} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \begin{cases} 1, & (\hat{g}_{i,j}^\nu - g_{i,j}^\nu) = 1; \\ 0, & (\hat{g}_{i,j}^\nu - g_{i,j}^\nu) \neq 1, \end{cases} \quad (15)$$

$$\delta_{\text{ПК}} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \begin{cases} 1, & (g_{i,j}^\nu - \hat{g}_{i,j}^\nu) = 1; \\ 0, & (g_{i,j}^\nu - \hat{g}_{i,j}^\nu) \neq 1, \end{cases} \quad (16)$$

при этом общая (суммарная) ошибка определения контуров

$$\delta = \delta_{\text{ПК}} + \delta_{\text{ЛК}}. \quad (17)$$

На рис. 4 показаны зависимости  $\sigma$  (a) и  $\delta$  (b) от СКО аддитивного гауссовского шума  $\sigma_{\text{ш}}^l$  для разных параметров разработанного алгоритма и некоторых других алгоритмов. Кривые 1–6 получены для разработанного алгоритма при  $(P, Q) = 1, R = 10$  — кривая 1;  $(P, Q) = 1, R = 50$  — кривая 2;  $(P, Q) = 5, R = 10$  — кривая 3;  $(P, Q) = 5, R = 50$  — кривая 4. Кривые 1–4 получены при наличии шума в каждой спектральнозональной компоненте. Кривые 5 и 6 образованы при тех же параметрах, что и кривые 3 и 4

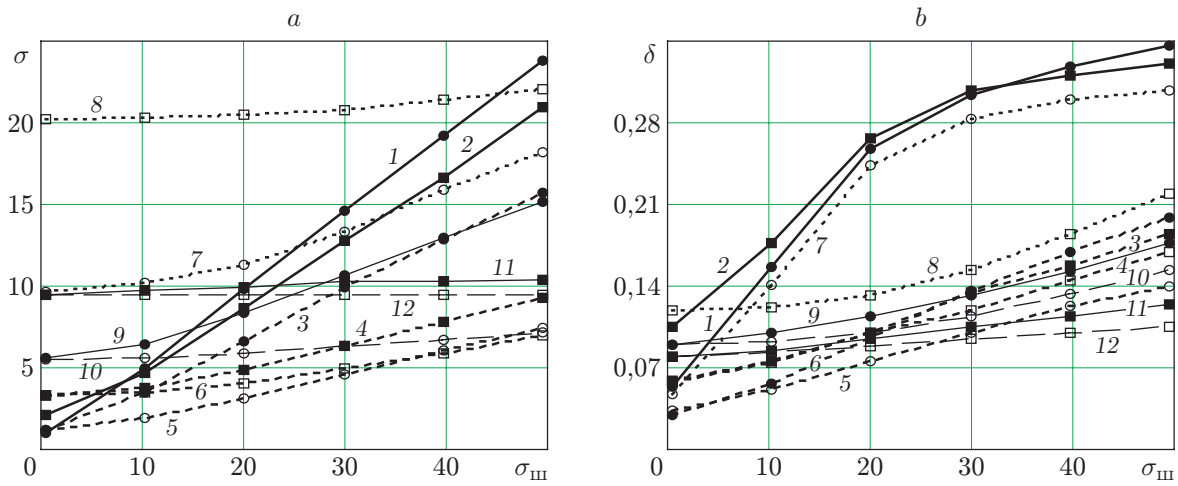


Рис. 4

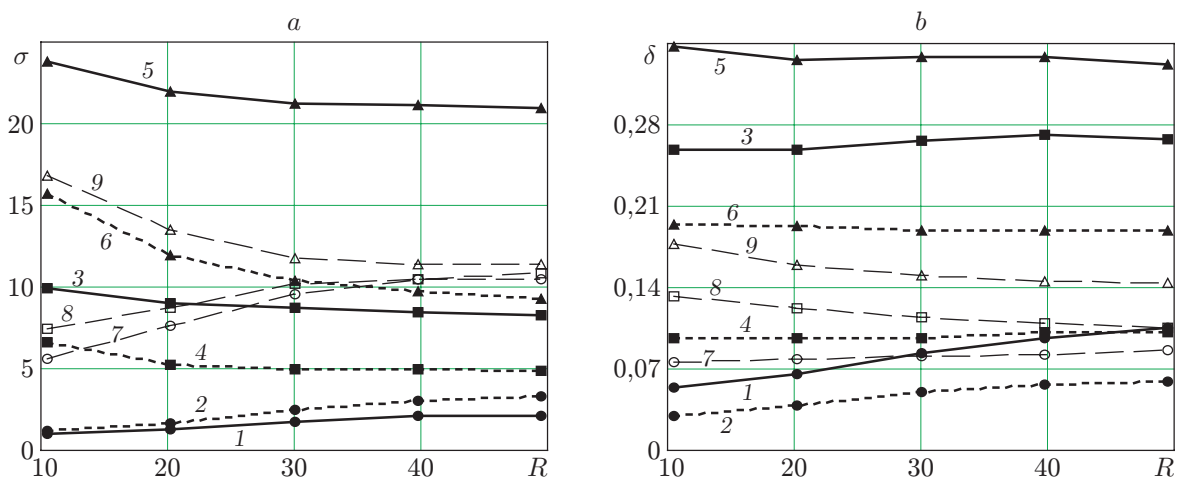


Рис. 5

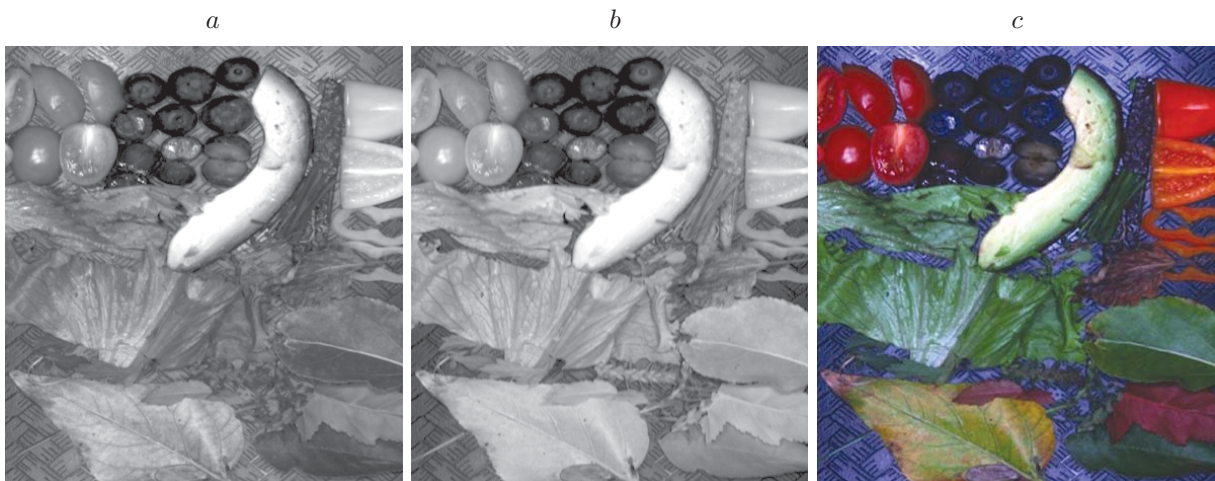


Рис. 6

соответственно, но для случая наличия шума в одной (восстанавливаемой) компоненте. Кривые 7 и 8 получены с помощью линейного сглаживающего фильтра [6] и практически совпадают с результатами обработки векторного усредняющего алгоритма [8] с параметрами скользящего окна:  $(P, Q) = 1$  — кривая 7,  $(P, Q) = 5$  — кривая 8. Кривые 9–12 сформированы алгоритмом усреднения компонент  $R$ : кривые 9, 11 ( $R = 10$  — кривая 9,  $R = 50$  — кривая 11) для случая шума в каждой компоненте, кривые 10, 12 ( $R = 10$  — кривая 10,  $R = 50$  — кривая 12) для случая шума только в восстанавливаемой компоненте.

На рис. 4 видно, что с ростом  $\sigma_{\text{ш}}^l$  значения ошибок восстановления  $\sigma$  и  $\delta$  у всех алгоритмов повышаются, но с разной интенсивностью в зависимости от исходных параметров. У разработанных алгоритмов наблюдается тенденция уменьшения ошибок восстановления с увеличением размера апертуры фильтра  $(P, Q)$  и количества компонент  $R$ , участвующих в восстановлении. Значения ошибок  $\sigma$  (см. рис. 4, *a*) наименьшие у разработанного алгоритма (кривые 3–6) по сравнению с алгоритмами усреднения по апертуре (кривые 7, 8) и усреднения по компонентам (кривые 9–12) при соответствующих исходных параметрах  $P, Q, R$ . Значения ошибок  $\delta$  (см. рис. 4, *b*) у разработанного алгоритма при соответствующих исходных параметрах  $P, Q, R$  меньше, чем у остальных алгоритмов в случае  $\sigma_{\text{ш}}^l = 1, \dots, 20$  (кривые 3–6), тем не менее в случае  $\sigma_{\text{ш}}^l = 20, \dots, 50$  они превышают ошибки алгоритма усреднения по компонентам (кривые 9, 11, 12) на 1–35 % в зависимости от интенсивности шума.

На рис. 5 приведены зависимости  $\sigma$  и  $\delta$  от числа ближайших спектральных компонент  $R$ , участвующих в формировании оценок (12) для различных исходных данных, где кривая 1 получена при  $(P, Q) = 1, \sigma_{\text{ш}}^l = 1$ ; 2 — при  $(P, Q) = 5, \sigma_{\text{ш}}^l = 1$ ; 3 — при  $(P, Q) = 1, \sigma_{\text{ш}}^l = 20$ ; 4 — при  $(P, Q) = 5, \sigma_{\text{ш}}^l = 20$ ; 5 — при  $(P, Q) = 1, \sigma_{\text{ш}}^l = 50$ ; 6 — при  $(P, Q) = 5, \sigma_{\text{ш}}^l = 50$ . Кривые 7–9 получены алгоритмом усреднения компонент  $R$ : кривая 7 — при  $\sigma_{\text{ш}}^l = 1$ ; 8 — при  $\sigma_{\text{ш}}^l = 20$ ; 9 — при  $\sigma_{\text{ш}}^l = 50$ .

На рис. 5 видно, что значения ошибок  $\sigma$  и  $\delta$  для разработанного алгоритма (кривые 1–6) имеют тенденцию к снижению с увеличением  $P, Q, R$  и выраженную схо-

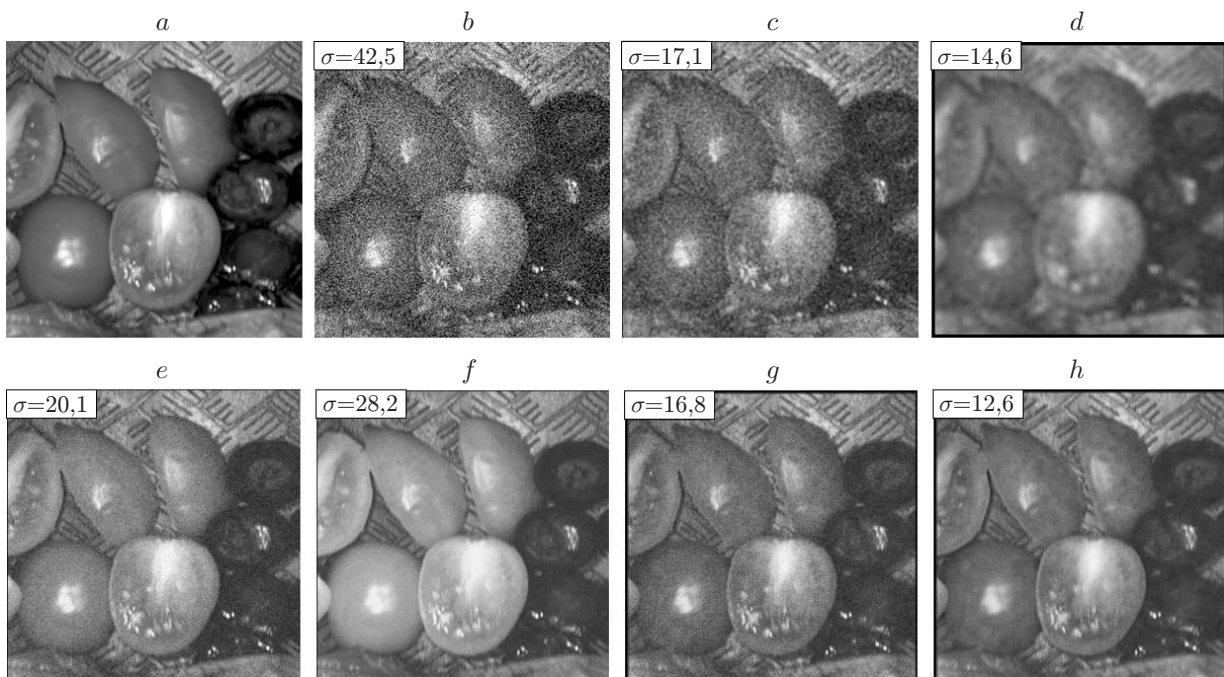


Рис. 7



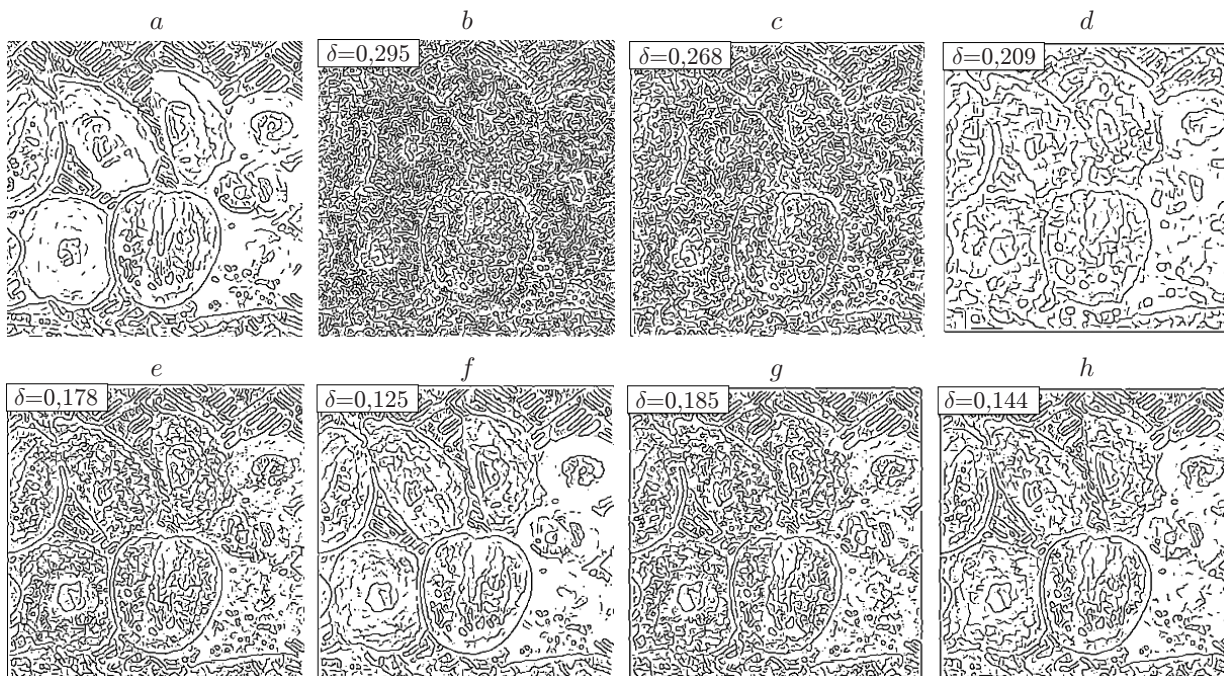


Рис. 8

димось. Алгоритмы усреднения по компонентам (кривые 7–9) также имеют сходимость, но более высокие ошибки восстановления за исключением ошибок  $\delta$  для случая  $\sigma_{\text{ш}}^l = 50$  (кривая 9).

На рис. 6 даны исходные тестовые спектрозональные изображения из выборки  $r = 1, 2, \dots, 50$ , где изображение под индексом  $r = 1$  получено в диапазоне 610 нм (а), изображение под индексом  $r = 50$  — в диапазоне 714 нм (б), RGB-композит гиперспектрального изображения представлен для цветового визуального сопоставления (с).

На рис. 7, а–h показаны фрагменты спектрозонального изображения под индексом  $r = 1$  (см. рис. 6, а) и соответствующие им значения критерия (14), где а — исходное эталонное изображение без помех; б — искажённое аддитивным гауссовским шумом с СКО  $\sigma_{\text{ш}} = 50$ ; в — результат обработки линейным сглаживающим фильтром с  $(P, Q) = 1$ ; д — линейным сглаживающим фильтром с  $(P, Q) = 5$ ; е — алгоритмом усреднения компонент при  $R = 10$ ; ф — алгоритмом усреднения компонент при  $R = 50$ ; г — разработанным алгоритмом при  $(P, Q) = 5, R = 10$ ; h — разработанным алгоритмом при  $(P, Q) = 5, R = 50$ .

На рис. 8, а–h приведены бинарные контуры изображений, представленных на рис. 7 с соответствующими значениями ошибок (17). Контурные изображения были получены детектором границ Канни [6] с фиксированными параметрами.

**Заключение.** Предложенный алгоритм фильтрации аддитивного шума на основе метода межканальной градиентной реконструкции позволяет сохранить контурный и яркостный портреты объектов в отдельных компонентах гиперспектрального изображения в отличие от алгоритмов линейной покомпонентной и векторной фильтраций, а также алгоритма усреднения по набору компонент. Полученные результаты численных исследований и обработки реальных гиперспектральных изображений свидетельствуют о преимуществе разработанного алгоритма в точности восстановления искажённых аддитивным шумом компонент гиперспектрального изображения.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Южно П. М., Огреб С. М., Тишанинов М. В. Статистический синтез гиперспектрального обнаружителя // Автометрия. 2015. **51**, № 3. С. 61–69.
2. Анищенко А. В., Огреб С. М., Южно П. М. Сравнительный анализ панхроматического и многоспектрального режимов обнаружения пространственных объектов // Оптика атмосферы и океана. 2013. **26**, № 8. С. 673–678.
3. Огреб С. М., Южно П. М. Сравнительная эффективность способов совместной обработки видовой информации // Автометрия. 2019. **55**, № 4. С. 108–117.
4. **Современные** технологии обработки данных дистанционного зондирования Земли / Под ред. В. В. Еремеева. М.: Физматлит, 2015. 460 с.
5. Борзов С. М., Потатуркин О. И. Спектрально-пространственные методы классификации гиперспектральных изображений. Обзор // Автометрия. 2018. **54**, № 6. С. 64–86.
6. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера, 2005. 1072 с.
7. Хуанг Т. С., Эклунд Дж.-О., Нуссбаумер Г. Дж. и др. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений. М.: Радио и связь, 1984. 224 с.
8. Воскобойников Ю. Е., Белявцев В. Г. Нелинейные алгоритмы фильтрации векторных сигналов // Автометрия. 1999. № 5. С. 97–105.
9. Самойлин Е. А., Шипко В. В. Межканальная градиентная реконструкция цветных изображений, искажённых импульсными помехами // Автометрия. 2014. **50**, № 2. С. 22–30.
10. Самойлин Е. А., Шипко В. В. Исследование точностных характеристик метода межканальной градиентной реконструкции цветных цифровых изображений // Автометрия. 2014. **50**, № 4. С. 59–66.
11. Самойлин Е. А., Шипко В. В. Итерационные алгоритмы межканальной градиентной реконструкции многокомпонентных изображений, искажённых аппликативными помехами // Оптический журнал. 2014. **81**, № 4. С. 54–60.
12. Сагдуллаев Ю. С., Ковин С. Д. Восприятие и анализ разноспектральных изображений. М.: Издательство «Спутник+», 2016. 251 с.

*Поступила в редакцию 14.06.2019*

*После доработки 21.10.2019*

*Принята к публикации 06.11.2019*

---