

Метод оценки уровня шума цифрового изображения

А.И. Новиков¹, А.В. Пронькин¹

¹ Рязанский государственный университет имени В.Ф. Уткина,
390005, Рязань, ул. Гагарина, д. 59/1

Аннотация

В работе представлен метод оценивания уровня дискретного белого шума в составе изображения, основанный на применении линейных разностных операторов с векторной маской. Предложены два варианта нового метода оценивания уровня шума, отличающиеся точностью получаемых оценок и вычислительной сложностью. Первый вариант метода можно отнести к классу блочных методов, второй – предназначен для экспресс-анализа изображения и основан на обработке небольшого числа строк или столбцов изображения.

Ключевые слова: линейные сглаживающие операторы, разностные операторы, аннулирование детерминированной составляющей изображения, подавление шума, дисперсия шума.

Цитирование: Новиков, А.И. Метод оценки уровня шума цифрового изображения / А.И. Новиков, А.В. Пронькин // Компьютерная оптика. – 2021. – Т. 45, № 5. – С. 713-720. – DOI: 10.18287/2412-6179-CO-894.

Citation: Novikov AI, Pronkin AV. Methods for image noise level estimation. Computer Optics 2021; 45(5): 713-720. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-894.

Введение

В реальных системах технического зрения (СТЗ), в частности в авиационных СТЗ и СТЗ робототехнических комплексов, для подавления помех на изображении в виде дискретного Гауссова шума, как правило, используются линейные матричные фильтры [1]. Они имеют низкую вычислительную сложность и эффективно подавляют шум. Однако вместе с подавлением шума такие фильтры размывают границы перепада яркостей [2]. Для подавления шума большой интенсивности приходится увеличивать размер маски фильтра, что приводит одновременно к еще большему размытию границ. Нелинейные фильтры, в частности билатеральный фильтр и сигма-фильтр [3, 4], позволяют учитывать локальные особенности изображения при правильной настройке параметров, входящих в состав этих фильтров [3–5]. При этом для реальных СТЗ предпочтительно использование сигма-фильтра из-за его низкой вычислительной сложности. Препятствием к эффективному применению сигма-фильтра является необходимость правильной установки регулируемого параметра – порога отсеечения $\Delta = t\sigma$. Здесь σ – оценка среднеквадратического отклонения (СКО) шума в составе изображения, t – задаваемый параметр (рекомендуемое значение 2). Задание корректного значения порога позволяет эффективно подавлять шум и при этом сохранять границы перепада яркости.

Еще одна задача, при решении которой целесообразно иметь оценку уровня шума в составе изображения, – задача восстановления размытых изображений [6]. Процесс формирования размытого изображения описывается интегральным уравнением Фредгольма первого рода [7, 8], которое в операторной форме может быть записано в виде $Ku = f_s$. Регуляризацион-

ные методы восстановления сигнала u по приближенно известной правой части f_s предполагают знание ошибки $\delta = \|f_s - f\|$ задания правой части [6].

Проблеме оценивания уровня шума в составе изображения за последние 30 лет посвящено достаточно много работ, в которых предложены различные подходы к ее решению. Их можно разбить условно на несколько групп: простейшие медианные методы [9], блочные методы [10–12], методы, основанные на применении вейвлет-преобразования [13] и преобразования Фурье [14, 15]. Как следует из работ [11, 12] и отчасти [14], для применения в реальных СТЗ по вычислительной сложности и точности оценок в наибольшей степени подходят блочные методы. В свою очередь, в этой группе можно выделить метод, описанный схематично в электронном ресурсе [12]. Он позволяет оценивать уровень шума в составе изображения при более общих предположениях относительно детерминированной составляющей изображения по сравнению с другими блочными методами, в частности [11]. Предлагается разбивать изображение на блоки одинакового размера. Из множества блоков выбирается блок с минимальной дисперсией. Изображение в нем сглаживается независимо простейшими матричными линейными фильтрами с ядрами (масками) соседних размеров. Затем из одного сглаженного изображения вычитается другое и вычисляется выборочная дисперсия остатка. По найденной выборочной дисперсии вычисляется оценка дисперсии шума в исходном изображении.

Вычитание результатов двух независимых сглаживаний изображения позволяет аннулировать в составе исходного изображения детерминированную «гладкую» составляющую в предположении ее линейности в пределах выбранного фрагмента. Одновременно с аннулированием детерминированной

компоненты происходит преобразование случайной компоненты (шума) в соответствии с логикой действия линейного фильтра, что позволяет пересчитать по соответствующим формулам выборочную дисперсию остатка в дисперсию шума в составе исходного изображения.

Поскольку рассматривается дискретный белый шум, спектральные характеристики которого неизменны в рамках произвольного фрагмента изображения, то для оценивания дисперсии шума не обязательно выбирать фрагменты в виде матриц заданного размера. Оценивание дисперсии шума можно производить и по срезам изображения в отдельных строках и (или) в столбцах. В качестве сглаживающих операторов в этом случае необходимо использовать линейные операторы с векторными масками. Такой подход позволит существенно сократить вычислительную сложность соответствующих алгоритмов, во-первых, за счет применения векторных масок к срезам изображения по строкам или столбцам и, во-вторых, за счет использования для сглаживания операторов, позволяющих получать несмещенные оценки детерминированной компоненты при более слабых предположениях относительно ее свойств. Эти рассуждения положены в основу предлагаемого метода оценивания уровня шума в составе изображения.

1. Теоретическая часть

Пусть $\mathbf{I} = \{I_{ij}\}$ – изображение – матрица значений яркости размером $M \times N$; $\mathbf{\Xi} = \{\xi_{ij}\}$ – дискретный белый шум – матрица $\mathbf{\Xi}$ того же размера $M \times N$. Будем рассматривать аддитивную модель изображения «сигнал+шум» [14, 15]:

$$I_{ij} = U_{ij} + \xi_{ij}, \quad i = \overline{1, M}, \quad j = \overline{1, N}, \quad (1)$$

или в матричной форме

$$\mathbf{I} = \mathbf{U} + \mathbf{\Xi}. \quad (2)$$

В (1) I_{ij} – наблюдаемые значения функции яркости изображения, U_{ij} – детерминированная, низкочастотная по отношению к шуму составляющая изображения, ξ_{ij} , $\xi \in N(0, \sigma_\xi^2)$ – дискретный Гауссов шум с нулевым математическим ожиданием и постоянной дисперсией $D[\xi] = \sigma_\xi^2$ в любой конечной части изображения.

Пусть далее \mathbf{A} – линейный сглаживающий оператор, действующий по правилу

$$\mathbf{A}I_{ij} = \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \alpha_{st} I_{i+s, j+t}, \quad (3)$$

в случае матричной маски (α_{st}) оператора \mathbf{A} , и по правилу

$$\mathbf{A}I_{ij} = \sum_{t=-k}^k \alpha_t I_{i, j+t} \quad (4)$$

в случае векторной маски. В обоих случаях (3) и (4) речь идет о свертке: в (3) матрицы (α_{st}) весовых коэффициентов с матричным фрагментом изображения, в (4) вектора (α_t) весовых коэффициентов с векторным фрагментом изображения.

1.1. Разностные операторы с матричными масками

Если в качестве изображения \mathbf{I} выступает некоррелированный Гауссов шум с нулевым математическим ожиданием, то есть $\mathbf{I} = \mathbf{\Xi}$, $\mathbf{U} \equiv \mathbf{0}$, то дисперсия сглаженной случайной составляющей $\eta_{ij} = \mathbf{A}\mathbf{\Xi} = \mathbf{A}\{\xi\}$ будет находиться по формуле

$$D[\eta] = \left(\sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \alpha_{st}^2 \right) D[\xi] = \gamma^2 \sigma_\xi^2, \quad (5)$$

где

$$\gamma^2 = \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \alpha_{st}^2.$$

Из (5) следует, что оценку $\hat{\sigma}_\xi$ СКО шума можно найти по формуле

$$\hat{\sigma}_\xi = \left(\hat{D}[\eta] / \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \alpha_{st}^2 \right)^{1/2}. \quad (6)$$

Для использования такого способа вычисления оценки СКО шума в составе реального изображения (1) необходимо предварительно удалить из состава изображения детерминированную, низкочастотную по отношению к шуму, компоненту \mathbf{U} . Как известно, линейные операторы с симметричной маской дают несмещенную оценку линейной функции [16, 17]. Поэтому вычитание результатов одного сглаживания из другого позволяет аннулировать детерминированную компоненту \mathbf{U} изображения в той его части, в которой компонента \mathbf{U} адекватно описывается линейной функцией. По этой причине в [12] предлагается разбивать изображение на блоки определенного размера, вычислять дисперсию сигнала и выбирать блок (блоки) с минимальной дисперсией. Предполагается, что в этом фрагменте компонента \mathbf{U} либо константна, либо адекватно описывается линейной функцией в некоторой небольшой окрестности каждого пикселя. После этого в выбранном блоке (блоках) производится сглаживание изображения линейным оператором с маской размера $(2k-1) \times (2k-1)$ и независимо от первого сглаживания тем же оператором, но с маской размером $(2k+1) \times (2k+1)$. Результат одного сглаживания затем вычитается из другого.

Заметим, что процедура вычитания одного сглаженного изображения из другого эквивалентна применению разностного линейного оператора

$$\mathbf{B} = \mathbf{A}_{(2k-1) \times (2k-1)} - \mathbf{A}_{(2k+1) \times (2k+1)}.$$

При этом в соответствии с предположением о линейном характере изменения компоненты \mathbf{U} в пределах выбранного фрагмента будем иметь $\mathbf{B}\mathbf{I} = \mathbf{B}(\mathbf{U} + \mathbf{\Xi}) = \mathbf{B}\mathbf{\Xi}$.

В простейшем случае в качестве весовых коэффициентов масок операторов $\mathbf{A}_{(2k-1) \times (2k-1)}$ и $\mathbf{A}_{(2k+1) \times (2k+1)}$ можно взять коэффициенты $1/(2k-1)^2$ и $1/(2k+1)^2$ соответственно. Маска оператора \mathbf{B} – матрица B – будет иметь размер $(2k+1) \times (2k+1)$. Весовые коэффициенты в первой и последней строках матрицы B , а также в первом и последнем столбцах равны $(-1/(2k+1)^2)$. Таких коэффициентов $8k$. Остальные $(2k-1)^2$ коэффициентов внутренней подматрицы размером $(2k-1) \times (2k-1)$ равны

$$\frac{1}{(2k-1)^2} - \frac{1}{(2k+1)^2} = \frac{8k}{(2k-1)^2(2k+1)^2}.$$

Легко показать, что дисперсия остатка $D[B(\xi)]$ после применения разностного оператора \mathbf{B} будет связана с дисперсией шума $D[\xi]$ в исходном изображении соотношением

$$D[B(\xi)] = \frac{8k}{(4k^2-1)^2} \cdot D[\xi].$$

В соответствии с формулой (6) искомая оценка СКО шума в исходном изображении будет находиться по формуле

$$\hat{\sigma}_\xi = \frac{(4k^2-1)}{\sqrt{8k}} (\hat{D}[B(\xi)])^{1/2}. \tag{7}$$

Например, для масок 5×5 и 7×7 ($k=3, 2k-1=5, 2k+1=7$) эта формула принимает вид

$$\hat{\sigma}_\xi = \frac{35}{2\sqrt{6}} (\hat{D}[B(\xi)])^{1/2},$$

а для масок 7×7 и 9×9 ($k=4$)

$$\hat{\sigma}_\xi = \frac{63}{4\sqrt{2}} (\hat{D}[B(\xi)])^{1/2}.$$

Оценка дисперсии остатка $D[B(\xi)]$ находится как выборочная дисперсия.

1.2. Разностные операторы с векторными масками

Предположение о линейном характере изменения детерминированной компоненты в рамках некоторого фрагмента, принятое в [12], является достаточно ограничительным. Более реалистичным является предположение о том, что детерминированная составляющая в малой окрестности центрального пикселя адекватно описывается алгебраической функцией не выше 3-й степени. Соответственно, фрагмент среза по строке или столбцу адекватно описывается многочленом не выше 3-й степени. Вычислительная

сложность алгоритмов оценивания уровня шума с помощью векторных масок длины $(2k+1)$ будет в $(2k+1)$ раз ниже по сравнению с матричными масками размера $(2k+1) \times (2k+1)$. Сложность алгоритмов оценивания уровня шума в составе изображения на основе обработки некоторого числа строк изображения можно уменьшить и еще, если удастся найти сглаживающие операторы, которые не будут искажать детерминированную компоненту изображения ($\mathbf{A}\mathbf{U} = \mathbf{U}$). Вычитание из исходного изображения сглаженного таким оператором изображения приведет к аннулированию детерминированной компоненты. Приводимые ниже формулы (8) – (12) являются теоретической основой предлагаемого метода оценивания уровня шума и впервые были представлены в работе [17].

Линейный оператор с симметричной векторной маской $(\alpha_{-k}, \alpha_{-k+1}, \dots, \alpha_{-1}, \alpha_0, \alpha_1, \dots, \alpha_{k-1}, \alpha_k)$, $\alpha_{-j} = \alpha_j \forall j=1, 2, \dots, k$ длины $(2k+1)$, элементы которой вычисляются по формуле (8),

$$\alpha_j = \frac{3(3k^2 + 3k - 5j^2)}{(2k-1)(2k+1)(2k+3)}, \quad j = 0, \pm 1, \dots, \pm k \tag{8}$$

обеспечивает несмещенное оценивание многочленов до третьей степени включительно [16, 17].

Операторы \mathbf{A} с такими масками при небольшой длине скользящего окна ($\ell=5$ или $\ell=7$) будут обеспечивать при сделанных предположениях относительно детерминированной компоненты \mathbf{U} в составе изображения (2) ее оценивание без смещения, то есть

$$\mathbf{A}\mathbf{I} = \mathbf{A}\mathbf{U} + \mathbf{A}\mathbf{\Xi} = \mathbf{U} + \mathbf{A}\mathbf{\Xi}.$$

Естественно, в общем случае равенство $\mathbf{A}\mathbf{U} = \mathbf{U}$ будет приближенным. Однако можно ожидать, что ошибка приближения будет на определенных фрагментах изображения минимальной. Опираясь на эти рассуждения, можно аннулировать детерминированную компоненту из состава изображения с помощью вычитания из исходного изображения \mathbf{I} сглаженного $\mathbf{A}\mathbf{I}$ с помощью одной из векторных масок с полиномиальными коэффициентами длины 5 или 7

$$\frac{1}{35}(-3, 12, 17, 12, -3), \quad \frac{1}{21}(-2, 3, 6, 7, 6, 3, -2). \tag{9}$$

Некоррелированность значений случайной составляющей ξ позволяет записать для векторной маски соотношение, аналогичное приведенному выше соотношению (5) для матричной маски

$$D[\eta] = D\left[\sum_{s=-k}^k \alpha_s \xi_{j+s}\right] = \sum_{s=-k}^k \alpha_s^2 \cdot D[\xi] = \left(\sum_{s=-k}^k \alpha_s^2\right) \cdot \sigma_\xi^2, \tag{10}$$

связывающее дисперсии сглаженной случайной составляющей η и исходной ξ . Известно, что весовые

коэффициенты (8) и, в частности (9), полиномиально-го оператора \mathbf{A} обладают свойством [17]

$$\sum_{s=-k}^k \alpha_s^2 = \alpha_0. \quad (11)$$

Вычтем из исходного изображения изображение, сглаженное полиномиальным оператором с маской (8). В результате с учетом (2) и замечания $\mathbf{A}\mathbf{U}=\mathbf{U}$ получим

$$\mathbf{I} - \mathbf{A}\mathbf{I} = (\mathbf{U} + \mathbf{\Xi}) - (\mathbf{A}\mathbf{U} + \mathbf{A}\mathbf{\Xi}) = (\mathbf{E} - \mathbf{A})\mathbf{\Xi}.$$

Здесь \mathbf{E} – тождественный оператор с весовой функцией (0, ..., 0, 1, 0, ..., 0). Но тогда, с учетом соотношений (10) и (11), будем иметь

$$D[(\mathbf{E} - \mathbf{A})\mathbf{\Xi}] = \hat{D}[\eta] = (1 - \alpha_0)D[\xi],$$

откуда получаем лаконичную формулу для оценки дисперсии шума в исходном изображении

$$\hat{D}[\xi] = \frac{1}{1 - \alpha_0} \hat{D}[\eta]. \quad (12)$$

1.3. Вычислительные алгоритмы предлагаемого метода

Предлагаются два варианта (метод 1 и метод 2) оценивания уровня шума в составе изображения, основанные на использовании для сглаживания полиномиальных векторных масок (8). Первый метод можно отнести к числу блочных методов, поскольку в нем используется разбиение изображения на блоки и выбор одного или нескольких блоков с минимальными дисперсиями. Однако в отличие от [12] сглаживание изображения в блоке производится лишь в нескольких строках с помощью векторных масок соседних размеров с последующим вычитанием из результатов одного сглаживания результатов другого.

Во втором из предлагаемых методов все преобразования изображения (сглаживание изображения, вычитание сглаженного изображения из исходного) производятся только в строках и за один проход. Такой подход позволяет дополнительно снизить вычис-

лительную сложность алгоритма по сравнению с другими методами при незначительной потере точности получаемых оценок интенсивности шума. Приведем пошаговые алгоритмы каждого метода.

Метод 1

1. Исходное изображение разбивается на блоки одинакового размера, в каждом блоке вычисляется дисперсия изображения, выбирается один или 4–5 блоков с минимальными дисперсиями. Для определенности будем считать, что выбираются 5 блоков.
2. В выбранных блоках фиксируются несколько строк (шаг выбора строк задается), производится сглаживание изображений в этих строках разностным оператором $\mathbf{B} = \mathbf{A}_{1 \times 5} - \mathbf{A}_{1 \times 7}$. В результате получим преобразованное «изображение» η , свободное от детерминированной компоненты \mathbf{U} . Равно-сильный способ – сгладить изображение полиномиальным оператором с маской (9) длины 5 и независимо тем же оператором с маской длины 7. Из результата одного сглаживания вычесть результат второго сглаживания.
3. В выбранных 5-и блоках вычисляются выборочные дисперсии $S_{\eta}^2(t)$, $t = \overline{1,5}$, отвечающие им среднеквадратические отклонения $\sigma_{\eta}^{(t)} = \sqrt{S_{\eta}^2(t)}$, $t = \overline{1,5}$ и среднее значение СКО

$$\bar{\sigma}_{\eta} = \left(\sum_{t=1}^5 \sigma_{\eta}^{(t)} \right) / 5.$$

4. Вычисляется искомая оценка СКО $\hat{\sigma}_{\xi}$ шума в составе исходного изображения по формуле

$$\hat{\sigma}_{\xi} = (\sqrt{105}/4) \bar{\sigma}_{\eta}. \quad (13)$$

Поясним происхождение коэффициента $\sqrt{105}/4$ в формуле (13). Весовые коэффициенты β_j , $j = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm k$ ядра разностного оператора $\mathbf{B} = \mathbf{A}_{1 \times 5} - \mathbf{A}_{1 \times 7}$, в составе которого операторы $\mathbf{A}_{1 \times 5}$ и $\mathbf{A}_{1 \times 7}$ – это полиномиальные операторы с масками (9) длин 5 и 7 соответственно, имеют следующий вид

$$\left(\frac{2}{21}, \left(-\frac{3}{35} - \frac{3}{21} \right), \left(\frac{12}{35} - \frac{6}{21} \right), \left(\frac{17}{35} - \frac{7}{21} \right), \left(\frac{12}{35} - \frac{6}{21} \right), \left(-\frac{3}{35} - \frac{3}{21} \right), \frac{2}{21} \right) = \left(\frac{2}{21}, -\frac{8}{35}, \frac{2}{35}, \frac{16}{105}, \frac{2}{35}, -\frac{8}{35}, \frac{2}{21} \right). \quad (14)$$

Сумма квадратов этих коэффициентов, входящих в формулу (10), равна 16/105. Тогда, следуя (10), получаем формулу (13).

Уместно отметить, что свойство (11), справедливое для коэффициентов (8) полиномиальных операторов $\mathbf{A}_{1 \times (2k+1)}$, выполняется естественным образом и для коэффициентов β_k разностного оператора $\mathbf{B} = \mathbf{A}_{1 \times (2k-1)} - \mathbf{A}_{1 \times (2k+1)}$, а именно, имеет место равенство

$$\sum_{s=-k}^k \beta_s^2 = \beta_0.$$

В частности, для оператора $\mathbf{B} = \mathbf{A}_{1 \times 5} - \mathbf{A}_{1 \times 7}$ в соответствии с этим утверждением и (14) имеем

$$\sum_{s=-3}^3 \beta_s^2 = \beta_0 = \frac{16}{105}.$$

В общем случае – для произвольного значения k – значение центрального коэффициента β_0 разностного оператора \mathbf{B} вычисляется по формуле

$$\beta_0 = \alpha_0^{(2k-1)} - \alpha_0^{(2k+1)} = \frac{3(3k^2 + 3k - 1)}{(2k-1)(2k+1)(2k+3)} - \frac{3(3(k+1)^2 + 3(k+1) - 1)}{(2k+1)(2k+3)(2k+5)} = \frac{18k(k+2)}{(4k^2 - 1)(2k+3)(2k+5)}.$$

Отметим еще раз свойство разностных операторов $\mathbf{V} = \mathbf{A}_{1 \times (2k-1)} - \mathbf{A}_{1 \times (2k+1)}$ с масками (8). Они аннулируют детерминированную составляющую \mathbf{U} в составе изображения, если она описывается на каждом участке длины $2k+1$ в срезе строки или столбца многочленом не выше третьей степени.

Метод 2

Задается шаг h , с которым выбираются для обработки строки изображения (например, $h = 50$).

1. С заданным шагом h выбираются строки изображения. Каждая выбранная строка разбивается на 4 или большее число промежутков равной длины L . На каждом промежутке в выбранных строках вычисляется дисперсия сигнала. Фиксируются 5 строк и промежутки на них с минимальными дисперсиями.
2. Выполняется сглаживание изображений в выбранных 5-и отрезках с помощью линейного оператора с одной из полиномиальных масок (9) длины 5 или 7. Производится вычитание сглаженных изображений из исходных сигналов на этих промежутках

$$\eta_{ij}^{(t)} = I_{ij}^{(t)} - \mathbf{A} \{ I_{ij}^{(t)} \}, \quad t = \overline{1, 5}.$$

3. Вычисляются выборочные дисперсии

$$S_{\eta}^2(t) = \sum_{j=1}^L (\eta_{ij}^{(t)} - \bar{\eta}_i^{(t)})^2 / L, \quad t = \overline{1, 5},$$

отвечающие им среднеквадратические отклонения $\sigma_{\eta}^{(t)} = \sqrt{S_{\eta}^2(t)}$, $t = \overline{1, 5}$ и среднее значение СКО

$$\bar{\sigma}_{\eta} = \left(\sum_{t=1}^5 \sigma_{\eta}^{(t)} \right) / 5.$$

4. Вычисляется искомая оценка СКО $\hat{\sigma}_{\xi}$ шума в составе исходного изображения по формуле:

$$\hat{\sigma}_{\xi} = \sqrt{35/18} \cdot \bar{\sigma}_{\eta},$$

если применялась маска (9) длины 5,

$$\hat{\sigma}_{\xi} = \sqrt{3/2} \cdot \bar{\sigma}_{\eta},$$

если применялась маска (9) длины 7.

Пояснение. В соответствии с формулой (12) для маски (9) длины 5 имеем:

$$\frac{1}{1 - \alpha_0} = 1 / \left(1 - \frac{17}{35} \right) = \frac{35}{18},$$

а для маски длины 7:

$$\frac{1}{1 - \alpha_0} = 1 / \left(1 - \frac{7}{21} \right) = \frac{3}{2}.$$

2. Экспериментальные исследования

Экспериментальные исследования методов оценивания уровня шума проводились на серии из 16 изображений подстилающей поверхности в плоскости Земли, полученных с бортов воздушных судов. Их можно разделить на 4 группы, представители которых приведены на рис. 1: участки с водными объектами (рис. 1а), лесные массивы (рис. 1б), взлетно-посадочные полосы (рис. 1в), крупные инфраструктурные объекты (рис. 1г).

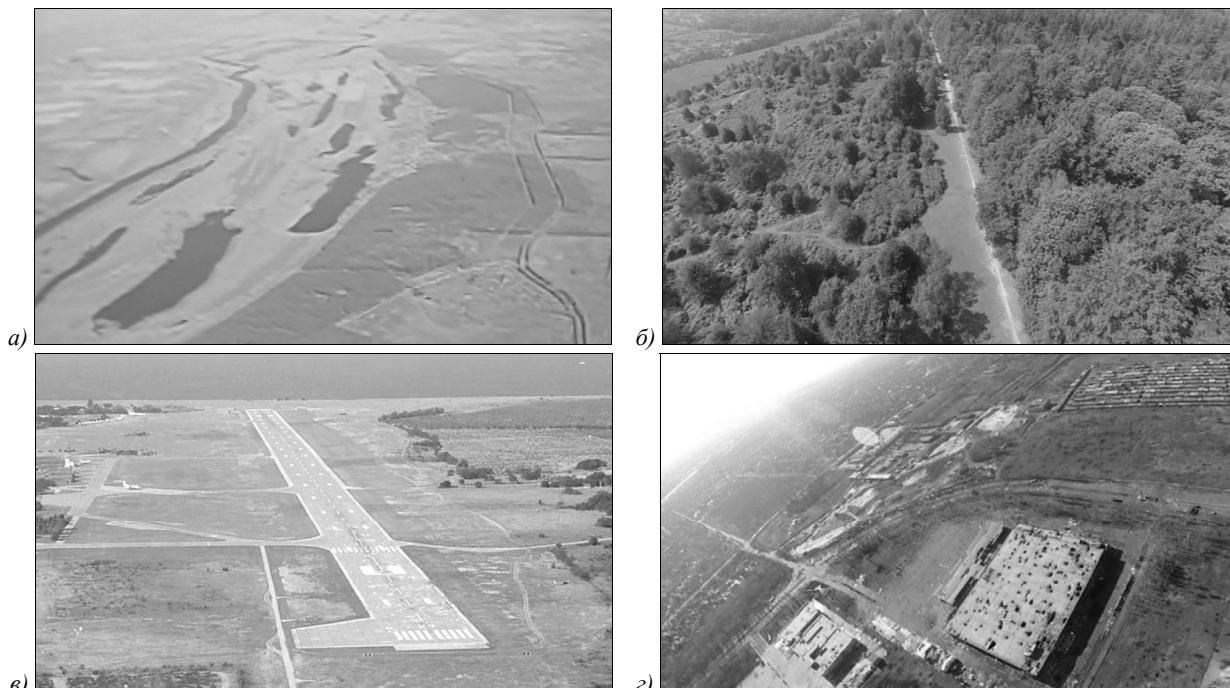


Рис. 1. Исходные изображения

В исследованиях участвовали три метода – блочный метод [12], в котором используются разностные линейные операторы с матричной маской, и два варианта метода, основанного на использовании полиномиальных линейных операторов с векторными масками (8) – «метод 1» и «метод 2». Результаты оценивания шума различной интенсивности, наложенного на изображение, приведенное на рис. 1а, с помощью метода [12] Ковалевского и предлагаемого «метода 1»

представлены в табл. 1. В первом столбце таблицы приведены значения среднеквадратического отклонения σ_{ξ} Гауссова шума, налагавшегося на изображение. Для получения оценок $\hat{\sigma}_{\xi}$ СКО шума в одинаковых условиях производились разбиения изображения на блоки размеров 25×25 , 50×50 , 75×75 и 100×100 пикселей. Полученные оценки СКО шума по методу [12] и по «методу 1» для каждого размера блоков приведены в параллельных столбцах.

Табл. 1. СКО шума по двум методам: по методу [12] Ковалевского и «методу 1»

СКО σ_{ξ} наложенного шума	Найденная оценка $\hat{\sigma}_{\xi}$ СКО шума							
	25 × 25		50 × 50		75 × 75		100 × 100	
	[12]	Метод 1	[12]	Метод 1	[12]	Метод 1	[12]	Метод 1
1	1,2	1,0	1,7	1,1	3,6	1,1	7,2	1,2
5	5,0	5,1	5,1	5,0	6,1	5,0	8,8	5,1
10	9,5	9,4	10,0	9,8	10,6	10,1	12,3	10,1
20	18,1	18,6	18,1	20,1	19,9	20,0	20,5	20,1
30	28,6	29,1	29,7	29,7	30,2	30,6	30,5	30,6

Сравнение данных табл. 1 позволяет сделать два основных вывода. Во-первых, предлагаемый «метод 1» в отличие от метода [12] дает устойчивые оценки независимо от размеров блоков и для всех интенсивностей шумовой составляющей. Во-вторых, свертка фрагмента изображения с векторной маской в предлагаемом методе выполняется в $2k+1$ раз быстрее, чем с матричной маской в методе Ковалевского. При этом значения оценок не претерпевают существенных изменений, если для их получения используется лишь часть строк блока. Так, при вычислении оценок СКО шума по «методу 1» сглаживание в выбранных блоках проводилось только в каждой 4-й строке блока.

Устойчивость оценок СКО шума предлагаемым методом (метод 1) подтверждается и рис. 2. На рис. 2 по горизонтальной оси отмечены размеры блоков, на которые разбивалось исходное изображение, а по вертикальной оси – значения СКО шума.

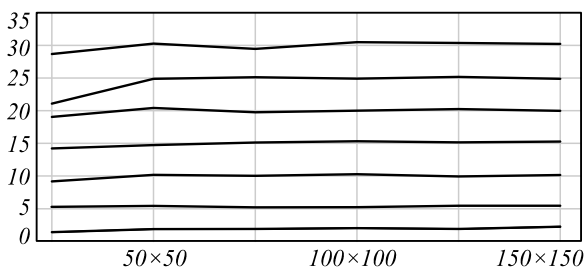


Рис. 2. Динамика изменения оценок $\hat{\sigma}$ СКО шума в «метод 1»

Такое поведение оценок имеет место для всех типов исходных изображений, приведенных на рис. 1, за исключением лесных массивов (рис. 1б). На рис. 3 приведена динамика изменения оценок СКО наложенного шума по методу 1 для изображения лесного массива, приведенного на рис. 1б.

Отметим, что большие ошибки оценивания наблюдались при оценивании интенсивности наложенного шума на изображениях всех лесных массивов,

за исключением съемок лесного массива с большой высоты. Приемлемая точность оценок на рис. 3 имеет место только для случая разбиения исходного изображения на блоки небольших размеров, от 25×25 до 50×50 . Аналогичным образом ведут себя все три метода оценивания уровня шума на фоне лесных массивов. Причиной больших ошибок при оценивании уровня шума на фоне лесных массивов является, очевидно, наличие высокочастотных колебаний в составе компоненты U изображения.

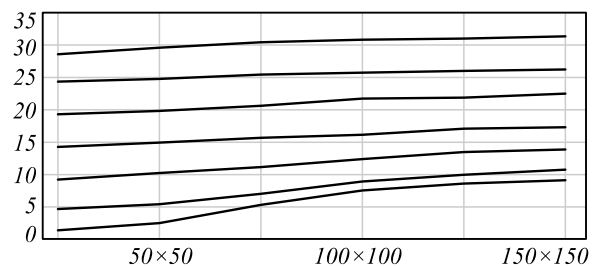


Рис. 3. Динамика изменения оценок $\hat{\sigma}$ СКО шума в «метод 1»

В табл. 2–4 приведены результаты оценивания уровня наложенного шума тремя сравниваемыми методами (метод [12] и предлагаемые «метод 1» и «метод 2»). В исследовании участвовали 7 из 16 изображений, на каждое из которых налагался шум заданной интенсивности. В последней строке каждой таблицы приведены средние значения относительных ошибок оценивания. В методе [12] и «метод 1», использующих разбиение изображения на блоки, размеры блоков одинаковые, 30×30 . При таких размерах метод [12] дает лучшие оценки СКО шума.

Жирным шрифтом в каждом столбце табл. 1–3 приведены худшие оценки СКО шума, полученные по соответствующему этому столбцу методу.

Средняя яркость пикселей на выборке из 7 изображений варьировалась в пределах 92...187. В частности, для изображения, приведенного на рис. 1г, оно

равно 92, для изображения на рис. 1а – 159, для изображения лесного массива на рис. 1б – 174. Отношение сигнал/шум при СКО шума, равном 30, составило от 3 до 6 единиц, а при СКО шума, равном 30, – от 18 до 35 единиц. Как следует из проведенных исследований, точность оценок СКО шума предложенными методами зависит не столько от отношения сигнал/шум, сколько от спектрального состава изображения (пример с лесными массивами).

Табл. 2. Интенсивность шума: $\sigma = 1$

Номер изображения	Оценки $\hat{\sigma}$		
	Метод [12]	Метод 1	Метод 2
1	1,30	1,05	0,97
2	1,39	1,07	1,17
3	1,61	0,98	0,95
4	0,97	0,94	1,08
5	0,94	1,00	1,00
6	0,97	1,00	1,12
7	1,14	0,97	1,02
Средняя ошибка	22,3 %	3,28 %	6,7 %

Табл. 3. Интенсивность шума: $\sigma = 5$

Номер изображения	Оценки $\hat{\sigma}$		
	Метод [12]	Метод 1	Метод 2
1	4,85	4,82	4,64
2	5,08	4,97	4,71
3	5,08	4,81	4,73
4	5,06	4,84	4,89
5	4,50	5,03	4,88
6	4,81	4,89	4,80
7	4,74	4,89	5,05
Средняя ошибка	3,64 %	1,99 %	5,1 %

Табл. 4. Интенсивность шума: $\sigma = 20$

Номер изображения	Оценки $\hat{\sigma}$		
	Метод [12]	Метод 1	Метод 2
1	19,23	18,70	17,33
2	20,24	19,10	17,73
3	18,62	18,87	20,19
4	19,53	20,09	18,46
5	18,19	19,06	19,11
6	19,26	19,12	18,45
7	19,59	19,51	18,52
Средняя ошибка	3,44 %	4,16 %	7,2 %

Из результатов проведенного комплексного исследования можно сделать следующие выводы:

- практически во всех экспериментах предлагаемый метод оценивания уровня шума – «метод 1» – показал лучшую точность оценивания. При этом он имеет существенно меньшую вычислительную сложность по сравнению с методом [12], но проигрывает в скорости обработки «методу 2»;
- из 3- методов «метод 2» имеет наименьшую вычислительную сложность, но одновременно и худшую в среднем точность оценивания уровня

шума в составе изображения. Его целесообразно использовать в задачах, где приоритетной является скорость обработки при удовлетворительной точности оценивания.

Заключение

Экспериментальные исследования предложенного метода оценивания уровня шума в составе изображения с помощью разностных линейных операторов с векторной маской подтверждают утверждения, приведенные в теоретической части работы, о его преимуществах перед другими блочными методами. Оба варианта метода обладают низкой вычислительной сложностью, что наиболее важно для систем технического зрения, работающих в реальном времени. При этом «метод 1» не уступает другим блочным методам по точности получаемых оценок. Второй вариант метода имеет меньшую точность оценивания уровня шума, но при этом исключительно низкие вычислительные затраты и потому может использоваться для экспресс-анализа изображения.

Литература

1. Обработка изображений в авиационных системах технического зрения / под ред. Л.Н. Костяшкина, М.Б. Никифорова. – М.: Физматлит, 2016. – 240 с.
2. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
3. Tomasi, C. Bilateral filtering for grey and color images / C. Tomasi, R. Manduchi // Proceedings of the 1998 IEEE International Conference on Computer Vision. – 1998. – P. 839-846.
4. Lee, J.S. Digital image smoothing and the sigma filter / J.S. Lee // Computer Vision, Graphics and Image Processing. – 1983. – Vol. 24, Issue 2. – P. 255-269.
5. Щербаков, М.А. Нелинейная фильтрация с адаптацией к локальным свойствам изображений / М.А. Щербаков, А.П. Панов // Компьютерная оптика. – 2014. – Т. 38, № 4. – С. 818-824. – DOI: 10.18287/0134-2452-2014-38-4-818-824.
6. Тихонов, А.Н. Методы решения некорректных задач / А.Н. Тихонов, В.Я. Арсенин. – М.: Наука, 1986. – 288 с.
7. Сизиков, В.С. Реконструкция смазанных и дефокусированных изображений методом регуляризации / В.С. Сизиков, И.А. Белов // Оптический журнал. – 2000. – Т. 67, № 4. – С. 60-63.
8. Воскобойников, Ю.Е. Устойчивый алгоритм восстановления изображений при неточно заданной аппаратной функции / Ю.Е. Воскобойников, В.А. Литасов // Автометрия. – 2006. – Т. 42, № 6. – С. 3-15.
9. Donoho, D.L. De-noising by soft-thresholding / D.L. Donoho // IEEE Transactions on Information Theory. – 1995. – Vol. 41, Issue 3. – P. 613-627.
10. Olsen, S.I. Noise variance estimation in images / S.I. Olsen // 8th Scandinavian Conference on Image Analysis. – 1993. – P. 25-28.
11. Калинкина, Д.А. Определение уровня шума на изображении на основе усреднения дисперсии в блоках [Электронный ресурс] / Д.А. Калинкина // Международная конференция студентов и аспирантов по фундаментальным наукам «Ломоносов 2005». – URL: <http://graphics.cs.msu.ru/publications/text/12005kal.pdf>.

12. **Ковалевский, В.** Эффективная фильтрация и выделение границ [Электронный ресурс] / В. Ковалевский. – URL: http://irtc.org.ua/image/app/webroot/Files/presentations/Kovalevskiy/Kovalevski_Effiziente_Filterung_und_Kant_endetektion_Kurz.pdf (дата обращения 05.05.2021 г.).
13. **Ghazal, M.** Structure-oriented spatio-temporal video noise estimation / M. Ghazal, A. Amer, A. Ghayeb // 2006 IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing. – 2006. – Vol. 2. – P. 845-848.
14. **Лапшенков, Е.М.** Незатонная оценка уровня шума цифрового изображения на основе гармонического анализа / Е.М. Лапшенков // Компьютерная оптика. – 2012. – Т. 36, № 3. – С. 439-447.
15. **Воскобойников, Ю.Е.** Оценивание характеристик шума в модели «сигнал+шум» / Ю.Е. Воскобойников, Д.А. Крысов // Автоматика и программная инженерия. – 2018. – № 3(25). – С. 54-61.
16. **Кендалл, М.Дж.** Многомерный статистический анализ и временные ряды / М.Дж. Кендалл, А. Стьюарт. – М.: Наука, 1976. – 736 с.
17. **Novikov, A.I.** The formation of operators with given properties to solve original image processing tasks / A.I. Novikov // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2015. – Vol. 25, Issue 2. – P. 230-236. – DOI: 10.1134/S1054661815020194.

Сведения об авторах

Новиков Анатолий Иванович, д.т.н., доцент, профессор кафедр высшей математики и электронных вычислительных машин Рязанского государственного радиотехнического университета имени В.Ф. Уткина. Область научных интересов: численные методы линейной алгебры и обратных задач, математические методы цифровой обработки изображений. E-mail: novikovanatoly@yandex.ru.

Пронькин Антон Викторович, магистрант кафедры электронных вычислительных машин Рязанского государственного радиотехнического университета имени В.Ф. Уткина. Область научных интересов: программирование, обработка и анализ изображений. E-mail: antoniopronkin@mail.ru.

ГРНТИ: 28.23.15

Поступила в редакцию 25 марта 2021 г. Окончательный вариант – 11 мая 2021 г.

Methods for image noise level estimation

A.I. Novikov¹, A.V. Pronkin¹

¹ Ryazan State Radio Engineering University named after V.F. Utkin,
390005, Ryazan, Russia, Gagarina 59/1

Abstract

The article presents a method for estimating the level of discrete white noise in an image, based on the use of linear difference operators with a vector mask. Two variants of a new method for estimating the noise level are proposed, which differ in the accuracy of the obtained estimates and computational complexity. The first version of the method can be attributed to the class of block methods, whereas the second one is intended for the rapid image analysis and is based on processing a small number of rows or columns of an image.

Keywords: linear smoothing operators, difference operators, cancellation of the deterministic component of the image, noise suppression, noise dispersion.

Citation: Novikov AI, Pronkin AV. Methods for image noise level estimation. *Computer Optics* 2021; 45(5): 713-720. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-894.

References

- [1] Kostyashkin LN, Nikiforov MB, eds. Image processing in aviation vision systems [In Russian]. Moscow: "Fizmatlit" Publisher; 2016.
- [2] Gonzalez RC, Woods RE. Digital image processing. 3rd ed. Pearson; 2007.
- [3] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for grey and color images. Proc 1998 IEEE Int Conf on Computer Vision 1998: 839-846.
- [4] Lee JS. Digital image smoothing and the sigma filter. *Comput Viz Gr Image Process* 1983; 24(2): 255-269.
- [5] Shcherbakov MA, Panov AP. Nonlinear filtering with adaptation to local properties of the image. *Computer Optics* 2014; 38(4): 818-824. DOI: 10.18287/0134-2452-2014-38-4-818-824.
- [6] Tikhonov AN, Arsenin VYa. Methods for solving incorrect problems [In Russian]. Moscow: "Nauka" Publisher; 1986.
- [7] Sizikov VS, Belov IA. Reconstruction of blurred and defocused images by regularization method [In Russian]. *Opticheskii Zhurnal* 2000; 76(4): 60-63.
- [8] Voskoboinikov UE, Litasov VA. Analysis and synthesis of signals and images a stable image reconstruction algorithm for inexact point-spread function [In Russian]. *Autometriya* 2006; 42(6): 3-15.
- [9] Donoho DL. De-noising by soft-thresholding. *IEEE Trans Inf Theory* 1995; 41(3): 613-627.
- [10] Olsen SI. Noise variance estimation in images. 8th Scandinavian Conference on Image Analysis 1993: 25-28.
- [11] Kalinkina DA. Determining the noise level in an image based on averaging the variance in blocks [In Russian]. Source: (<http://graphics.cs.msu.ru/publications/text/12005kal.pdf>).
- [12] Kovalevsky V. Effective filtering and boundary detection [In Russian]. Source: (http://irtc.org.ua/image/app/webroot/Files/presentations/Kovalevskiy/Kovalevski_Effiziente_Filterung_und_Kantendetektion_Kurz.pdf).
- [13] Ghazal M, Amer A, Ghayeb A. Structure-oriented spatiotemporal video noise estimation. *IEEE Int Conf on Acoustics Speech and Signal Processing* 2006; 2: 845-848.
- [14] Lapshenkov EM. No reference estimation of noise level of digital image is based on harmonic analysis [In Russian]. *Computer Optics* 2012; 36(3): 439-447.
- [15] Voskoboinikov UE, Krysov DA. Estimation of the noise measurement characteristics in the model "Signal + Noise" [In Russian]. *Automats and Software Enginery* 2018; 3(25): 54-61.
- [16] Kendall MG, Stuart A. The advanced theory of statistics. Volume 3: Design and analysis, and time series. 4th ed. Macmillan; 1983.
- [17] Novikov AI. The formation of operators with given properties to solve original image processing tasks. *Pattern Recogn Image Anal* 2015; 25(2): 230-236. DOI: 10.1134/S1054661815020194.

Authors' information

Anatoly Ivanovich Novikov, Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, Professor of Higher Mathematics and Electronic Computing Machines departments of the Ryazan State Radio Engineering University named after V.F. Utkin. Research interests: numerical methods of linear algebra and inverse problems, mathematical methods of digital image processing. E-mail: novikovanatoly@yandex.ru.

Anton Viktorovich Pronkin, Master's student of Electronic Computing Machines department of the Ryazan State Radio Engineering University named after V.F. Utkin. Research interests: programming, image processing and analysis. E-mail: antoniopronkin@mail.ru.

Received March 25, 2021. The final version – May 11, 2021.

The mailing address (example, not published): destination, room, street, number, town, postal index, country.
