

УДК 621.391

**В.В. АБРАМОВА, С.К. АБРАМОВ***Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Украина*

## ПРИМЕНЕНИЕ РОБАСТНЫХ ОЦЕНОК МАСШТАБА ДАННЫХ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ ОЦЕНИВАНИЯ ДИСПЕРСИИ ПОМЕХ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

*Рассмотрен метод автоматического оценивания дисперсии аддитивных помех, основанный на определении моды распределения оценок локальной дисперсии, полученных на однородных участках изображения. Исследована возможность повышения точности метода за счет применения робастных оценок локальной дисперсии. Проведен сравнительный анализ нескольких робастных оценок, проанализированы особенности их распределений, предложены модификации методов определения положения моды. Приведены результаты численного моделирования для различных тестовых изображений, подтверждающие эффективность предложенного автоматического метода оценивания дисперсии.*

**Ключевые слова:** аддитивные помехи, автоматическая оценка дисперсии, оценивание моды, робастные методы.

### Введение

Современный человек использует изображения практически во всех областях своей деятельности. Но, к сожалению, независимо от системы формирования изображений (СФИ), будь то бытовой цифровой фотоаппарат или суперсовременная система исследования дальнего космоса, изображения неизбежно оказываются в той или иной степени искаженными различного рода помехами [1 – 3]. Из-за присутствия помех существенно ухудшается визуальное качество изображений, и усложняется процесс извлечения полезной информации. К тому же эффективность сжатия без потерь изображений, искаженных помехами, существенно ниже, а, следовательно, ниже и скорость их передачи по каналам связи [1]. Для устранения помех на изображениях применяется фильтрация [2, 3]. Однако эффективные методы фильтрации требуют знания характеристик помех, присутствующих на изображении, в частности, их дисперсии [4]. Присутствие помех на изображении, как правило, является следствием влияния большого числа факторов, причем как внутренних, так и внешних по отношению к самой СФИ, что не позволяет получить достаточно точного априорного представления о величине дисперсии помех на сформированных изображениях. Следовательно, оценивание дисперсии необходимо производить непосредственно по обрабатываемому изображению, причем ввиду большого объема данных желательно при помощи автоматических методов.

Как правило, помехи имеют сложную структуру, например, представляют собою смесь аддитив-

ного и сигнально-зависимого шума. Оценивание дисперсии помех такого вида является сложной задачей и требует применения специальных методов [5]. Однако на практике для некоторых СФИ, например, оптического диапазона, шум можно считать чисто аддитивным [6]. Такой же тип шума наблюдается и в результате применения соответствующих гомоморфных преобразований к изображениям, искаженным сигнально-зависимым (мультипликативным, пуассоновским) или смешанным (пуассоновским и аддитивным) шумом [6, 7]. Следовательно, задача оценивания дисперсии аддитивного шума не утрачивает своей актуальности.

Оценивание дисперсии аддитивного шума возможно в спектральной и пространственной областях [8], однако методы оценивания в пространственной области являются более универсальными, поскольку позволяют работать с пространственно-коррелированным шумом. Поэтому в данной работе будет рассмотрен один из таких методов.

### Постановка задачи исследования

Одним из лучших методов оценивания в пространственной области является метод, описанный в [9], предполагающий оценивание моды распределения локальных оценок дисперсии, полученных на однородных участках изображения при помощи интерквантильной оценки.

В данной работе для детектирования однородных участков использован метод [10], предусматривающий предварительную сегментацию изображения, предложенную в [11], поскольку этот метод не

требует априорных сведений о типе и дисперсии шума. На рис. 1 приведен пример гистограммы локальных оценок дисперсии для тестового изображения №5 из базы TID2008 [12]. Оценки получены в перекрывающихся блоках размером 7x7 пикселей.

Истинное значение дисперсии шума  $\sigma_a^2 = 65$ .

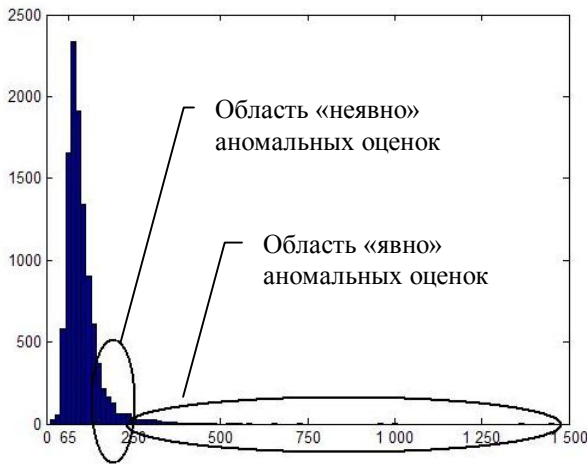


Рис. 1. Гистограмма локальных оценок дисперсии для тестового изображения №5 из базы TID2008,  $\sigma_a^2 = 65$ , блоки 7x7 с полным перекрытием

Как видим, гистограмма содержит как нормальные оценки, сосредоточенные в окрестности истинного значения дисперсии и формирующие моду распределения, так и аномальные оценки, формирующие его хвост. Аномальные оценки можно условно разделить на два класса: «неявно» аномальные, сосредоточенные в непосредственной близости от области нормальных оценок, и «явно» аномальные, существенно (в разы) превышающие истинное значение дисперсии. Наличие аномальных оценок связано с неточностями при сегментации изображения, а степень их выраженности («неявные» или «явные») с контрастностью неоднородностей. Примеры блоков с «неявно» и «явно» аномальными оценками дисперсии, а также соответствующие им гистограммы распределения интенсивностей, приведены на рис. 2,а и 2,б соответственно. Хотя в обеих гистограммах мода видна достаточно хорошо, само распределение, очевидно, не является нормальным, в связи с чем расчет обычной эмпирической дисперсии

$$\hat{\sigma}_{\text{локк}}^2 = \frac{1}{N_{\text{бл}} - 1} \sum_{i=1}^{N_{\text{бл}}} \left( I_i^2 - \hat{I}_{\text{локк}}^2 \right)^2$$

( $N_{\text{бл}}$  – число элементов в блоке,  $\hat{I}_{\text{локк}}$  – оценка локального среднего в блоке,  $I_i$  – текущий пиксель в блоке) в таких блоках приводит к существенно завышенной оценке. Если количество таких блоков достаточно велико, результирующая оценка дисперсии также оказывается завышенной.

Целью данной работы является исследование возможности повышения точности автоматического метода оценивания дисперсии за счет применения робастных оценок для определения локальной дисперсии в блоках.

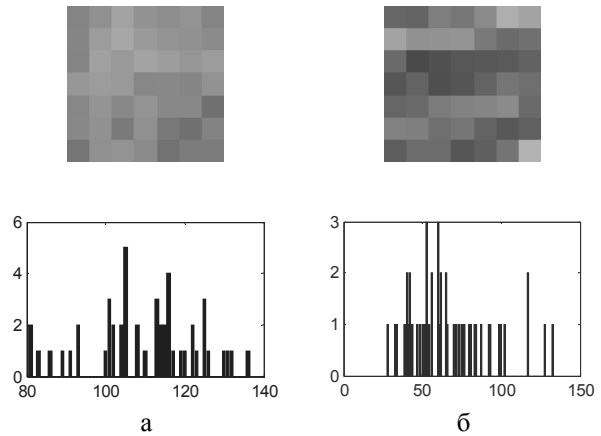


Рис. 2. Примеры блоков с «неявно» (а) и «явно» (б) аномальными оценками дисперсии и соответствующие им гистограммы

### Сравнительный анализ робастных оценок масштаба данных

Одной из наиболее известных и эффективных робастных оценок масштаба является абсолютное медианное отклонение (Median Absolute Deviation (MAD)) [13], описываемое следующим выражением:

$$MAD_n = b \cdot \text{med}_i |x_i - \text{med}_j x_j|, \quad (1)$$

где  $b$  – константа, зависящая от распределения компонентов выборки; для гауссовского распределения  $b = 1,483$ . Эта оценка имеет наилучшую возможную пороговую точку (термин, введенный П. Хьюбером [14]) – 50 %, а также ограниченную функцию влияния с наиболее четкими среди всех робастных оценок границами. Среди недостатков MAD следует отметить ее адаптированность под распределения симметричного вида и низкую эффективность для гауссовских распределений [13]. С целью их устранения были предложены другие робастные оценки, в частности S и Q-оценки, описанные в [13].

S-оценка определяется выражением:

$$S_n = c \cdot \text{med}_i \left\{ \text{med}_j |x_i - x_j| \right\}. \quad (2)$$

Для каждого  $i$  вычисляется медиана разностей  $\{|x_i - x_j|; j=1, \dots, n\}$ , в результате образуется  $n$  чисел, медиана которых и дает результирующую S-оценку. Здесь  $c$  – также константа, предназначенная для подстройки оценки в зависимости от распределения выборки данных. Для гауссовского распределения  $c = 1,1926$ . Как и MAD, S-оценка является простой комбинацией медиан и абсолютных значе-

ний, однако в отличие от нее не требует никакой предварительной оценки расположения данных. Вместо измерения расстояний от наблюдений до центрального значения, S-оценка работает с типичным расстоянием между наблюдениями, что делает ее применимой как для симметричных, так и для несимметричных распределений. Но, к сожалению, как и в случае MAD, функция влияния этой оценки содержит разрывы [12].

Q-оценка, также описанная в [13], как и S-оценка, имеет достаточно простую формулу, пороговую точку 50 % и применима для несимметричных распределений. К тому же ее функция влияния является гладкой, а эффективность для гауссовских распределений достигает 82 % [13]. Рассчитывается Q-оценка следующим образом:

$$Q_n = d \cdot \left\{ |x_i - x_j|; i < j \right\}_{(0,25)}, \quad (3)$$

где нижний индекс (0,25) означает взятие 25-го квантиля полученной выборки. Константа  $d$  также предназначена для согласования с видом плотности распределения вероятностей (ПРВ) выборки данных; для гауссовского распределения  $d = 2,2219$ .

Описанные робастные оценки являются эквивалентом оценки среднего квадратического отклонения (СКО), в то время как базовый метод рассчитан на работу с оценками дисперсии. Поэтому значения робастных оценок, рассчитанные в соответствии с выражениями (1) – (3), должны быть возведены в квадрат.

Гистограммы локальных оценок дисперсии для изображения №5 из базы TID2008, полученные с использованием вышеописанных робастных оценок MAD, S и Q приведены на рис. 3. Как видим, при использовании робастных оценок хвост гистограммы существенно короче и легче, чем в случае расчета эмпирической дисперсии (см. рис. 1), однако в случае реального целочисленного изображения гистограммы приобретают специфический «дискретный» вид. Для оценивания моды такого распределения становятся неприменимыми оценки, основанные на порядковых статистиках, в том числе и ин-

терквантильная оценка, используемая в базовом методе. В связи с этим необходимо использовать другие способы обработки полученных оценок.

В данной работе рассматривается несколько способов оценивания моды такого распределения. Как известно, в случае симметричного распределения мода совпадает со средним. Если предположить, что при использовании робастных оценок масштаба данных, большая часть аномальных оценок устраняется, длинный хвост отсутствует, и форма распределения становится близкой к симметричной. Поэтому, для оценивания моды можно использовать усреднение. Поскольку на практике данное предположение может не выполняться, были рассмотрены две робастных оценки: альфа-урезанное усреднение и гистограммно-мириадная оценка [15].

Сравнительный анализ эффективности робастных оценок масштаба, а также методов определения моды распределения проводился с точки зрения их влияния на результирующую точность метода автоматического оценивания дисперсии. Анализ проводился по базе изображений TID2008, на которых присутствовал шум, описываемый моделью:  $I_{ij} = I_{ij}^{ист} + n_{ij}$ , где  $I_{ij}^{ист}$  – незашумленное изображение;  $n_{ij}$  – аддитивная Гауссова помеха с нулевым средним и дисперсией  $\sigma_a^2 = 65$ . Как правило, точность оценивания характеризуется смещенностью и дисперсией. Как показало дополнительное исследование, в данном случае в связи с достаточно большим размером скользящего окна и большим числом оценок, получаемых для одного изображения, дисперсия оценивания оказывается существенно меньше квадрата смещенности, и именно смещенность вносит основной вклад в точность результирующей оценки. Поэтому в качестве критерия точности использовалась только смещенность  $\Delta = \hat{\sigma}^2 - \sigma_{ист}^2$ . Ее значения для пяти типовых изображений из базы TID2008 (2 принадлежит к классу низкотекстурных изображений, 5, 13 – высокотекстурных, 15, 18 – среднетекстурных) приведены в табл. 1.

При использовании усреднения результирующая оценка дисперсии в большинстве случаев ока-

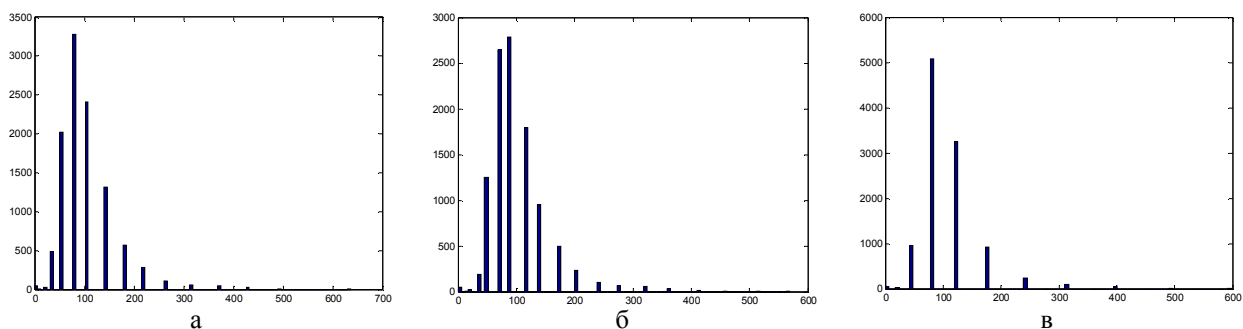


Рис. 3. Гистограммы локальных оценок дисперсии, полученных с использованием оценок MAD (а), S (б) и Q (в) для тестового изображения №5 из базы TID2008

зывается существенно завышенной, особенно в случае высокотекстурных изображений (табл. 1). Связано это с тем, что вопреки нашему предположению, даже при использовании робастных оценок масштаба их распределение имеет достаточно тяжелый хвост и по-прежнему остается несимметричным. Следовательно, для оценивания моды полученного распределения обычное усреднение использовать нецелесообразно.

Как видно из табл. 1, при использовании альфа-урезанного усреднения (при рекомендуемом значении параметра  $\alpha = 0,2$  [16]) значения смещенностей полученных оценок дисперсии существенно ниже, чем при использовании обычного усреднения, однако в большинстве случаев по-прежнему достаточно большие. В силу несимметричности распределения, отбрасывание одинакового количества наименьших и наибольших значений приводит к завышению результирующей оценки дисперсии. Использование же несимметричного альфа-урезанного усреднения затруднительно, поскольку оценивание степени несимметричности распределения с последующим подбором параметров «урезания» является достаточно сложной задачей.

Гистограммно-мириадная оценка [15] пригодна для определения моды как симметричных, так и несимметричных распределений. Однако для ее эффективного использования необходимо подобрать ширину интервала гистограммы и величину настроечного параметра мириадной оценки  $k$ . В соответ-

вии с методикой выбора параметра  $k$ , приведенной в [17] в данном случае  $k \approx 0,2 \hat{\sigma}_{\text{rough}}^2$ , где  $\hat{\sigma}_{\text{rough}}^2$  - предварительная гистограммная оценка моды. Поскольку значения робастных локальных оценок СКО  $R_i$  целочисленные из диапазона  $0 \dots 255$  при построении гистограммы удобно принять число ее интервалов равным 255, а ширину интервала равной 1.

Поскольку целочисленными оценки  $R_i$  являются лишь до момента их домножения на соответствующий поправочный коэффициент (см. (1) – (3)), для оценивания положения моды распределения предлагается следующий модифицированный алгоритм:

1) получение робастных оценок масштаба  $R_i$  без умножения на константу;

2) построение гистограммы оценок  $R_i$

$$H_i = \text{hist}(R_i);$$

3) нахождение индекса максимума гистограммы с последующим получением грубой оценки моды распределения

$$\hat{\sigma}_{\text{rough}}^2 = (c \cdot \text{Index}(\max(H_i)))^2;$$

4) пересчет оценок СКО в оценки дисперсии

$$\sigma_{\text{loc}_i}^2 = (c \cdot R_i)^2,$$

где  $c$  – константа, предназначенная для согласования оценки с видом распределения выборки данных;

5) получение уточненной оценки моды при помощи мириадной операции

Таблица 1

Сравнительный анализ методов оценивания моды распределения локальных оценок дисперсии

Номер изображения	Метод	Смещенность								
		Усреднение			$\alpha$ -урезанное усреднение			Гистограммно-мириадная		
		R	G	B	R	G	B	R	G	B
2	Базовый	9,65	2,5	2,09	9,65	2,5	2,09	9,65	2,5	2,09
	MAD	14,0	5,3	6,34	10,72	2,73	3,35	11,05	2,16	4,2
	S-оценка	12,91	4,24	4,62	11,77	2,53	3,06	7,86	2,88	3,02
	Q-оценка	17,06	8,13	7,8	13,99	10,9	9,84	13,96	12,13	11,95
5	Базовый	17,45	20,06	14,27	17,45	20,06	14,27	17,45	20,06	14,27
	MAD	35,85	41,54	51,49	26,0	29,05	29,06	16,59	16,87	16,19
	S-оценка	34,86	39,39	44,89	25,4	28,27	27,59	21,52	22,58	21,11
	Q-оценка	40,43	44,74	45,68	30,89	33,4	31,49	16,88	17,45	16,48
13	Базовый	113,6	-41,0	104,1	113,6	-41,0	104,1	113,6	-41,0	104,1
	MAD	123,1	96,37	125,4	110,9	88,25	111,5	99,3	92,57	99,95
	S-оценка	121,1	95,4	125,5	112,6	92,53	114,5	103,9	86,73	104,0
	Q-оценка	130,4	103,5	135,8	122,8	102,9	124,9	113,7	104,9	118,3
15	Базовый	3,42	2,97	0,86	3,42	2,97	0,86	3,42	2,97	0,86
	MAD	3,45	-11,9	0,12	2,28	-11,7	0,19	1,92	9,58	0,2
	S-оценка	1,91	-13,7	-1,15	2,5	-13,0	-0,38	3,18	-1,28	1,37
	Q-оценка	5,76	-11,5	2,21	8,93	-8,91	5,95	12,2	9,65	11,3
18	Базовый	11,15	8,32	10,73	11,15	8,32	10,73	11,15	8,32	10,73
	MAD	21,3	17,89	22,04	15,39	12,54	16,5	12,68	11,37	13,09
	S-оценка	20,3	17,4	21,03	15,15	13,03	16,69	10,15	8,25	11,44
	Q-оценка	25,0	21,47	25,35	19,4	16,31	20,92	14,83	14,24	15,02

$$\hat{\sigma}_a^2 = \text{myriad} \left( k \cdot \hat{\sigma}_{\text{rough}}^2 \cdot \hat{\sigma}_{\text{loc}_i}^2 \right).$$

Как видно из табл. 1, при использовании гистограммно-мириадной оценки моды смещенности оценок дисперсии существенно ниже, чем при использовании обычного и альфа-урезанного усреднений, следовательно, для данной ситуации этот метод оценивания является наиболее подходящим.

В большинстве случаев наименьшие смещенности обеспечивает метод с использованием оценки MAD, а наибольшие – с использованием Q-оценки. По сравнению с базовым, методы, использующие MAD и S-оценку обеспечивают практически такую же смещенность, в некоторых случаях несколько меньшую. Причем на некоторых изображениях лучше оказывается оценка MAD, а на других – S-оценка. Поскольку по сравнению с S-оценкой MAD проще в реализации и требует меньшего числа вычислительных операций, можно считать MAD наилучшей и наиболее универсальной среди всех рассмотренных робастных оценок. Однако даже при использовании этой оценки совместно с наиболее эффективным гистограммно-мириадным методом определения моды существенного повышения точности оценивания дисперсии по сравнению с базовым методом для рассмотренной модели шума не наблюдается.

### Применение робастных оценок масштаба данных в случае присутствия импульсного шума

Рассмотрим ситуацию, когда на изображении одновременно присутствуют аддитивный и импульсный шум. В этом случае модель шума описывается следующим выражением:

$$I_{ij} = n_{\text{imp}} \left( i, j; I_{ij}^{\text{ист}} + n_{ij} \right),$$

где  $n_{\text{imp}}(i, j; f(i, j))$  – функционал, описывающий влияние импульсного шума;

$$n_{\text{imp}}(i, j; f(i, j)) = \begin{cases} A_{\text{imp}}, & \text{с вер. } P_{\text{imp}}; \\ f(i, j), & \text{с вер. } 1 - P_{\text{imp}}, \end{cases}$$

где  $P_{\text{imp}}$  – вероятность появления импульсной помехи с амплитудой  $A_{\text{imp}}$ .

Исследуем возможность повышения точности оценивания дисперсии аддитивного шума за счет применения робастных оценок масштаба. Воспользуемся базой изображений TID2008 и зададим следующие параметры импульсного шума: амплитуда равномерно распределена в диапазоне 0...255, вероятность появления составляет 0,03; 0,05 и 0,1.

Гистограмма эмпирических оценок локальной дисперсии для изображения №5 из базы TID2008, искаженного аддитивным шумом с дисперсией  $\sigma_a^2 = 65$  и импульсным шумом с вероятностью 0,1, полученных в перекрывающихся блоках размером 7x7 приведена на рис. 4,а. Как видим, гистограмма имеет существенно более длинный хвост по сравнению со случаем, когда импульсный шум отсутствует (см. рис. 1). Для гистограмм локальных оценок дисперсии, полученных робастными методами в случае присутствия импульсного шума (рис. 4, б – в) длина хвоста остается приблизительно такой же, как и в случае, если импульсного шума нет (см. рис. 3, а – б).

Результаты оценивания дисперсии для нескольких изображений из базы TID2008 приведены в табл. 2. Для оценивания моды распределения локальных оценок, полученных робастными методами, использовалась гистограммно-мириадная оценка. Как видим, если вероятность появления импульсного шума небольшая (0,03 и 0,05), то робастности самой интерквантильной оценки оказывается достаточно для уменьшения его влияния. Это связано с тем, что вероятность появления блока, содержащего хотя бы один импульсный выброс  $P_{\text{imp}_{\text{бл}}} = 1 - (1 - P_{\text{imp}})^{N_{\text{бл}}}$ , при данных интенсивностях импульсного шума будет соответственно равна 0,775, и 0,919. В результате методы, использующие

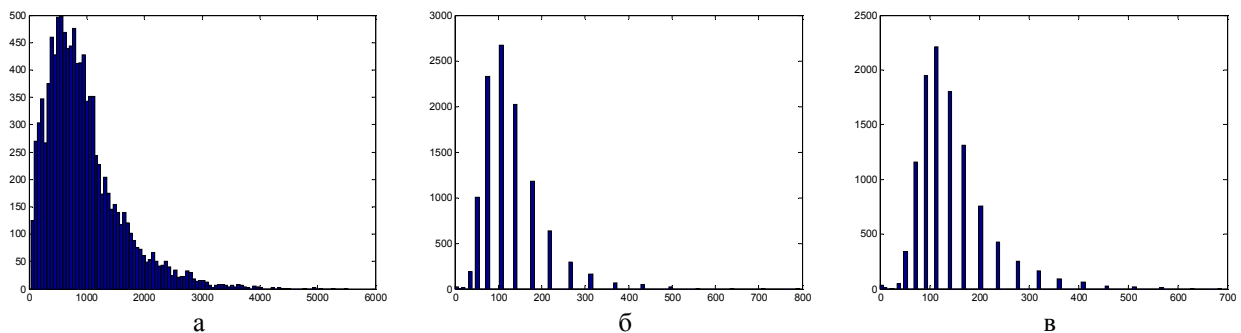


Рис. 4. Гистограммы локальных оценок дисперсии для изображения № 5 из базы TID2008, искаженного импульсным шумом ( $P_{\text{imp}} = 0,1$ ), полученных с использованием эмпирической оценки дисперсии (а) и робастных оценок MAD (б) и S (в)

обычную дисперсию и робастные оценки, обеспечивают практически одинаковую точность. Однако, если вероятность появления импульсного шума велика (0,1), что соответствует вероятности появления аномального блока 0,994, метод, использующий эмпирическую дисперсию, утрачивает работоспособ-

ность, смещенность полученных оценок дисперсии составляет от 600 до 1500 % от истинного значения дисперсии.

Смещенность же оценок дисперсии, полученных с использованием методов, основанных на робастных оценках, в 10...90 раз ниже.

Таблица 2

Смещенности оценок дисперсии для случая присутствия на изображении импульсного шума

Номер изображения	Метод	Вероятность появления импульсного шума								
		0,03			0,05			0,1		
		R	G	B	R	G	B	R	G	B
2	Базовый	15,53	5,79	3,12	24,01	9,92	6,75	470,5	815,2	1213
	MAD	13,69	9,07	9,93	22,52	11,51	11,95	22,49	16,44	17,13
	S-оценка	16,78	6,72	7,05	22,65	11,19	11,05	32,97	25,7	25,67
	Q-оценка	15,82	13,89	13,83	17,91	15,42	15,23	54,41	46,43	44,1
5	Базовый	29,15	26,88	23,04	41,78	34,08	30,71	584,4	744,2	946,6
	MAD	20,05	20,86	19,88	32,9	32,84	23,71	41,71	41	42,99
	S-оценка	27,4	28,44	26,77	32,07	33,14	30,45	51,7	53,34	50,27
	Q-оценка	53,33	21,37	19,56	52,19	53,38	50,8	62,15	63,54	61,06
13	Базовый	136,8	157,3	131,1	203,9	216,1	169,7	683,6	689,0	1014
	MAD	109,7	86,34	110,0	117,3	102,3	116,6	138,3	115,6	140,5
	S-оценка	116,3	97,83	116,9	118,6	112,8	127,3	160,0	137,0	157,5
	Q-оценка	123,41	112,9	124,12	155,98	119,98	158,9	184,89	167,9	183,72
15	Базовый	10,02	4,75	6,33	14,04	8,42	7,58	698,5	1026	1091
	MAD	9,28	-3,88	5,36	11,3	4,23	9,07	16,46	11,85	12,31
	S-оценка	7,12	2,94	5,14	10,7	7,56	7,84	26,21	18,44	23,13
	Q-оценка	14,01	11,34	13,23	15,27	12,45	14,41	48,07	18,89	35,74
18	Базовый	16,66	13,14	14,3	20,8	19,54	21,95	756,8	740,4	799,3
	MAD	16,35	13,84	14,68	17,26	16,06	17,75	34,24	33,39	35,31
	S-оценка	20,53	17,48	21,56	24,65	22,8	25,67	40,82	35,4	42,71
	Q-оценка	17,05	16,14	17,15	19,28	18,14	19,6	57,4	55,68	57,54

## Заключение

Согласно результатам проведенного исследования в случае присутствия на изображении чисто аддитивного шума точность модифицированного автоматического метода его оценивания, использующего робастные оценки масштаба данных, остается приблизительно на том же уровне, что и точность базового метода. В то же время, если на изображении присутствует смесь аддитивного и импульсного шума с достаточно большой вероятностью появления последнего (более 0,1) точность модифицированного автоматического метода оказывается выше точности базового метода в десятки раз. Следовательно, метод на основе робастных оценок является более универсальным, однако его эффективность следует также проверить для случая пространственно коррелированного шума.

## Литература

1. Сергиенко, А.Б. Цифровая обработка сигналов [Текст] / А.Б. Сергиенко – СПб: Питер, 2003. – 608 с.

2. Hoffman, R. *Interpreting Remote Sensing Imagery: Human Factors* [Text] / R. Hoffman, A. Markman // CRC Press, LLC, 2001. – 424 p.

3. *Remote Sensing Digital Image Analysis. An Introduction. 3-rd edition* [Text] / Jia Xiuping, J.A. Richards, W. Gessner, D.E. Ricken. – Berlin: Springer-Verlag, 1999. – 400 p.

4. *Methods and automatic procedures for processing images based on blind evaluation of noise type and characteristics* [Text] / V.V. Lukin, S.K. Abramov, N.N. Ponomarenko, M.L. Uss, M.S. Zriakhov, B. Vozel, K. Chehdi, J.T. Astola // *Journal of Applied Remote Sensing*. – 2011. – N5(1). – P.21 – 40.

5. *Improved method for blind estimation of the variance of mixed noise using weighted LMS line fitting algorithm* [Text] / S.K. Abramov, V.V. Zabrodina, V.V. Lukin, B. Vozel, K. Chehdi, J. Astola // *Proceedings of ISCAS, Paris, France, June 2010*. – P. 2642 – 2645.

6. Astola, J. *Fundamentals of nonlinear digital filtering* [Text] / J. Astola, P. Kuosmanen // Boca Raton (USA): CRC Press LLC, 1997. – 276 p.

7. Starck, J. *Image Processing and Data Analysis: The Multiscale Approach* [Text] / J. Starck, F.D. Murtagh, A. Bijaoui – Cambridge University Press, 1998. – 315 p.

8. *Methods for blind evaluation of noise variance in multichannel optical and radar images [Text]* / V.V. Lukin, S.K. Abramov, N.N. Ponomarenko, B. Vozel, K. Chehdi // *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2006. – N65 (6). – P. 509 – 537.

9. *Improved minimal inter-quantile distance method for blind estimation of noise variance in images [Text]* / V.V. Lukin, S.K. Abramov, A.A. Zelensky, J.T. Astola, B. Vozel, K. Chehdi // *Proc. of the SPIE on Image and Signal Processing for Remote Sensing XIII, Florence, Italy, 2007, Vol. 6748*. – P. 6748-11.

10. *Filtering of radar images based on blind evaluation of noise characteristics [Text]* / V.V. Lukin, N.N. Ponomarenko, S.K. Abramov, B. Vozel, K. Chehdi, J. Astola // *Proceedings of Image and Signal Processing for Remote Sensing XIV, Cardiff, UK, Sept 2008, SPIE Vol. 7109*. – 12 p.

11. Klaine, L. *Unsupervised Variational Classification Through Image Multi-Thresholding [Text]* / L. Klaine, B. Vozel, K. Chehdi // *Proc. of the 13th EUSIPCO Conference, Antalya, Turkey, 2005*. – 4 p.

12. *Tampere Image Database 2008 TID2008, version 1.0 [Электронный ресурс]*. – Режим доступа: <http://ponomarenko.info/tid2008.htm>. – 7.05.2010 г.

13. Rousseeuw, P.J. *Alternatives to the Median Absolute Deviation [Text]* / P.J. Rousseeuw, C. Croux // *Journal of the American Statistical Association*. – 1993. – No.424, Vol. 88. – P. 1273 – 1283.

14. Хьюбер, П. *Робастность в статистике [Текст]: пер. с англ. / П. Хьюбер*. – М.: Мир, 1984. – 304 с.

15. Абрамов, С.К. *Мультиантенный метод автоматической оценки дисперсии помех на изображениях и его оптимизация [Текст]* / С.К. Абрамов, В.В. Лукин, А.А. Зеленский // *Радиотехника*. – 2001. – Вып. 123. – С. 177–184.

16. Melnik, V. *Nonlinear locally adaptive techniques for image filtering and restoration in mixed noise environments [Text]: Thesis for the degree of Doctor of Technology; defended 31.03.2000 / Vladimir Melnik*. – Tampere (Finland): Tampere university of technology, 2000. – 234 p.

17. Абрамов, С.К. *Методы вторичной обработки сигналов и изображений в системах дистанционного зондирования на основе использования мультиантенного оценивания [Текст]: дис. ... канд. техн. наук: 05.07.12 / Абрамов Сергей Клавдиевич*. – Харьков: 2003. – 216 с.

Поступила в редакцию 19.09.2011

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., зав. каф. приема, передачи и обработки сигналов А.А. Зеленский, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков.

## ЗАСТОСУВАННЯ РОБАСТНИХ ОЦІНОК МАСШТАБУ ДАНИХ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ ОЦІНЮВАННЯ ДИСПЕРСІЇ ЗАВАД НА ЗОБРАЖЕННЯХ

*В.В. Абрамова, С.К. Абрамов*

Розглянуто метод автоматичного оцінювання дисперсії адитивних завад, що базується на визначенні моди розподілу оцінок локальної дисперсії, отриманих на однорідних ділянках зображення. Досліджено можливість підвищення точності методу за рахунок використання робастних оцінок локальної дисперсії. Проведено порівняльний аналіз кількох робастних оцінок, проаналізовано особливості їхніх розподілів, запропоновано модифікації методів визначення положення моди. Наведено результати чисельного моделювання для різних тестових зображень, що підтверджують ефективність запропонованого автоматичного методу оцінювання дисперсії.

**Ключові слова:** адитивні завади, автоматична оцінка дисперсії, оцінювання моди, робастні методи.

## APPLICATION OF ROBUST DATA SCALE ESTIMATES FOR IMPROVING THE ACCURACY OF THE NOISE VARIANCE EVALUATION ON IMAGES

*V.V. Abramova, S.K. Abramov*

A method for blind evaluation of additive noise variance based on mode evaluation of distribution of the local variance estimates obtained on the image homogeneous regions, is considered. The possibility of accuracy improvement by means of robust local variance estimates applying is studied. The comparative analysis of several robust estimates is carried out, their distributions' features are analyzed, the modifications of the methods for the mode position determining are proposed. The results of numerical simulations for different test images confirming the efficiency of the proposed blind variance evaluation method are presented.

**Key words:** additive noise, blind variance evaluation, mode evaluation, robust methods.

**Абрамова Вікторія Валеріївна** – аспірантка каф. приема, передачі і обробки сигналів, Національний аэрокосмічний університет ім. Н.Е. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», Харків, Україна, e-mail: [Victoriya\\_Zabr@mail.ru](mailto:Victoriya_Zabr@mail.ru).

**Абрамов Сергій Клавдійович** – канд. техн. наук, доцент, доцент каф. приема, передачі і обробки сигналів, Національний аэрокосмічний університет ім. Н.Е. Жуковського «Харківський авіаційний інститут», Харків, Україна, e-mail: [ask379@mail.ru](mailto:ask379@mail.ru).