

УДК 621.391

В.В. ЗАБРОДИНА, С.К. АБРАМОВ

*Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Украина***ПРИМЕНЕНИЕ РОБАСТНЫХ МЕТОДОВ ВПИСЫВАНИЯ РЕГРЕССИОННОЙ ПРЯМОЙ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ТОЧНОСТИ ОЦЕНИВАНИЯ ДИСПЕРСИИ СЛОЖНЫХ ПОМЕХ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ**

*Рассмотрен метод автоматического оценивания дисперсии аддитивных и мультипликативных помех, одновременно присутствующих на изображении. Предложено несколько его модификаций, направленных на уменьшение влияния аномальных опорных точек при определении параметров регрессионной прямой, вписанной по скаттерограмме пар локальных оценок дисперсии и квадрата среднего, проведен их сравнительный анализ, даны рекомендации по использованию. Приведены результаты численного моделирования для различных тестовых изображений, подтверждающие эффективность предложенных модификаций.*

**Ключевые слова:** сложные помехи, автоматическая оценка дисперсии, регрессионный анализ, робастные методы, взвешенный метод наименьших квадратов.

**Введение**

В настоящее время в телекоммуникационных системах значительную часть трафика занимает передача изображений. Для повышения скорости передачи и сокращения объема памяти, необходимого для хранения изображений, к ним применяют различные методы сжатия. Из-за несовершенства регистрирующей аппаратуры и влияния внешних факторов на изображения неизбежно накладываются помехи, которые ухудшают их визуальное качество, усложняют извлечение полезной информации, а также значительно снижают эффективность методов сжатия [1]. Устранение помех, улучшение качества изображений и повышение эффективности сжатия возможно за счет использования вторичной обработки, в частности, фильтрации [2, 3]. Однако эффективные методы фильтрации требуют знания характеристик помех, присутствующих на изображении, в частности, их дисперсии. На момент обработки такая информация не всегда является доступной, поэтому характеристики помех необходимо оценивать непосредственно по обрабатываемому изображению, причем в виду с большого объема данных, желательно в автоматическом режиме.

Решение задачи оценивания дисперсии осложняется тем, что помехи могут иметь сложную структуру, например, представлять собою смесь аддитивного и сигнально-зависимого шума. Оценивание дисперсии помех сложного вида возможно в спектральной и пространственной областях [4]. В спектральной области можно обрабатывать высокотекстурные изображения, но возникают проблемы при работе с пространственно-коррелированным шумом.

Методы оценивания в пространственной области на высокотекстурных изображениях дают завышенные оценки, однако их характеристики практически не зависят от того коррелированный шум или нет. Кроме того, последние исследования [5] показали, что качество высокотекстурных изображений сложно улучшить за счет фильтрации, поэтому для них задача оценивания дисперсии утрачивает свою актуальность. Следовательно, методы оценивания дисперсии в пространственной области являются более универсальными.

**Постановка задачи исследования**

Общий подход к решению задачи оценивания дисперсии сложных помех в пространственной области предполагает построение скаттерограммы пар оценок локальной дисперсии и локального среднего, полученных на однородных участках изображения, и вписывание по скаттерограмме локальных оценок регрессионного полинома соответствующего порядка, параметры которого принимаются в качестве оценок характеристик помех [6]. В простейшем случае (для смеси аддитивных и мультипликативных помех) необходимо построить скаттерограмму локальных оценок дисперсии и квадрата среднего и вписать полином первого порядка [7]. Тогда коэффициент нулевого порядка будет соответствовать оценке дисперсии аддитивного шума, а коэффициент первого порядка – оценке относительной дисперсии мультипликативного шума.

Детектирование однородных участков изображения может осуществляться различными методами [7, 8]. В данной работе использован метод [7], пре-

дусматривающий предварительную сегментацию изображения, предложенную в [9]. Этот метод не требует априорных сведений о типе и дисперсии шума и пригоден для работы с сигнально-зависимыми помехами. Однако даже применение сегментации не гарантирует полного отсутствия аномальных оценок, полученных на неоднородных участках изображения. Если количество аномальных оценок достаточно велико, это приводит к существенному завышению результирующей оценки дисперсии. Снизить их влияние и повысить общую точность оценивания дисперсии можно за счет применения робастных методов вписывания регрессионной прямой.

Возможно два подхода к реализации робастности:

1) вписывание по всем точкам скаттерограммы с использованием робастной процедуры;

2) вписывание по опорным точкам (ОТ) скаттерограммы, соответствующим центрам ее кластеров, с применением робастной либо неробастной процедуры.

Данная статья посвящена сравнительному анализу различных подходов к вписыванию с точки зрения их влияния на точность оценивания дисперсии смеси аддитивных и мультипликативных помех.

### Сравнительный анализ робастных методов вписывания регрессионной прямой

Одним из методов вписывания, основанных на первом подходе, является робастный метод наименьших квадратов (РМНК). Он осуществляет взвешенное вписывание по всем точкам скаттерограммы с весами, обратно пропорциональными расстояниям от точек до прямой, вписанной неробастным методом наименьших квадратов. РМНК является встроенной функцией пакета MATLAB (*robustfit*) [10].

Метод, основанный на втором подходе, описан в [11]. Суть метода заключается в следующем. Сначала при помощи робастной оценки моды [7] определяются центры кластеров скаттерограммы, которые используются в качестве ОТ. Далее по полученным ОТ реализуется вписывание прямой регрессии. Для этого используется взвешенный метод наи-

меньших квадратов (ВМНК), в котором веса точек пропорциональны числу оценок в кластере.

Для сравнения точности описанных методов был проведен статистический эксперимент на наборе тестовых изображений с искусственно сгенерированным шумом, описываемым моделью:  $I_{ij} = I_{ij}^{ист} \cdot \mu_{ij} + n_{ij}$ , где  $I_{ij}^{ист}$  – незашумленное изображение;  $\mu_{ij}$  – мультипликативная Гауссова помеха с единичным средним и дисперсией  $\sigma_{\mu}^2$ ;  $n_{ij}$  – аддитивная Гауссова помеха с нулевым средним и дисперсией  $\sigma_a^2$ . В качестве тестовых использовались стандартные изображения Peppers, Barbara, Baboon и Goldhill, а также искусственно сгенерированное изображение RSA, приведенные на рис. 1. Критериями точности оценивания дисперсии шума выступали: смещенность  $\Delta = \langle \hat{\sigma}^2 \rangle - \sigma_{ист}^2$ , дисперсия

$\theta^2 = \left\langle \left( \hat{\sigma}^2 - \langle \hat{\sigma}^2 \rangle \right)^2 \right\rangle$  и приведенная ошибка оценивания  $\varepsilon^2 = \Delta^2 + \theta^2$ , где  $\langle \cdot \rangle$  – означает операцию усреднения по реализациям. Для получения статистически достоверных результатов усреднение проводилось по 100 реализациям шума.

В табл. 1 приведены результаты для трех методов: вышеописанных РМНК и ВМНК, а также МНК, под которым понимается неробастное вписывание по всем точкам скаттерограммы с использованием обычного метода наименьших квадратов

Как видно из представленных данных, МНК обеспечивает наилучшую точность оценивания дисперсии на искусственно сгенерированном изображении (RSA), но при обработке реальных (особенно высокотекстурных) изображений обеспечивает большие смещенность и дисперсию оценивания. РМНК в большинстве случаев позволяет более точно оценить дисперсию аддитивной компоненты шума, но дисперсия оценивания при этом может быть достаточно высокой. Оценки дисперсии мультипликативной компоненты шума также часто оказываются существенно смещенными относительно истинного значения при достаточно большой дисперсии оценивания. При вписывании прямой с использованием ВМНК величины смещенностей оказываются сравнимыми с РМНК, но при этом дисперсия

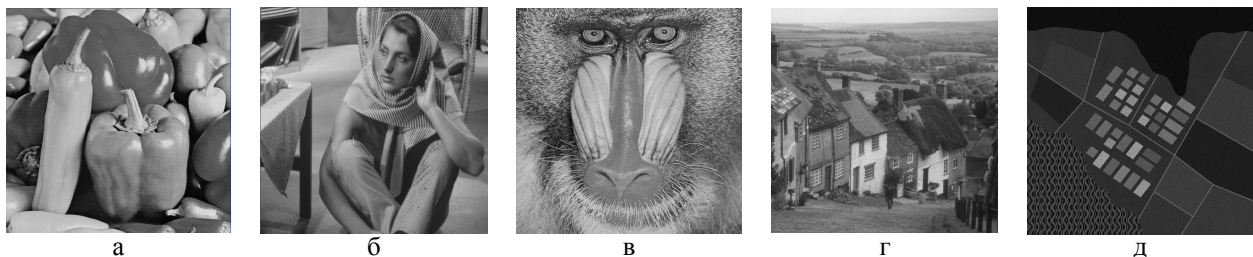


Рис. 1. Тестовые изображения: Peppers (а), Barbara (б), Baboon (в), Goldhill (г), RSA (д)

Таблица 1  
Сравнительный анализ подходов к реализации вписывания регрессионной прямой

Истинные параметры шума $\sigma_a^2 = 10, \sigma_\mu^2 = 0,01$							
Изображение	Метод	$\Delta_a$	$\theta_a^2$	$\varepsilon_a$	$\Delta_\mu$	$\theta_\mu^2$	$\varepsilon_\mu$
RSA	МНК	0,091	0,027	0,03	$-3,2e-05$	$1,9e-08$	$2,0e-08$
	РМНК	0,098	0,01	0,02	$-2,8e-04$	$1,0e-08$	$8,8e-08$
	ВМНК	0,23	0,12	0,16	$-3,6e-04$	$5,0e-08$	$1,7e-07$
Barbara	МНК	10,3	9,1	114,3	$7,8e-05$	$7,3e-08$	$7,9e-08$
	РМНК	9,8	2,6	98,2	$-2,1e-04$	$3,3e-08$	$7,9e-08$
	ВМНК	7,37	9,7	64,0	$-2,7e-06$	$4,0e-08$	$4,0e-08$
Baboon	МНК	68,4	81,2	4761	$1,0e-03$	$2,3e-07$	$1,3e-06$
	РМНК	36,4	76,9	1400	$-1,3e-04$	$2,3e-07$	$2,4e-07$
	ВМНК	56,5	35,6	3223	$-6,4e-04$	$9,0e-08$	$5,0e-07$

оценивания существенно ниже. Причем такая картина наблюдается как для искусственно сгенерированного, так и для реальных средне- (Barbara) и высокотекстурного (Baboon) тестовых изображений. Следовательно, ВМНК является наилучшим и наиболее универсальным из рассмотренных методов, поскольку обеспечивает приемлемую точность оценивания на изображениях с различными характеристиками. В связи с этим дальнейшие модификации по обеспечению робастности вписывания проводились в рамках второго подхода.

### Модификации ВМНК

Рассмотрим скаттерограмму локальных оценок для изображения Baboon (рис. 2).

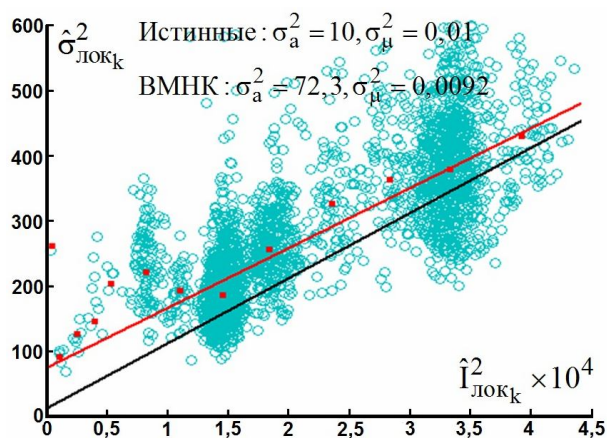


Рис. 2. Скаттерограмма локальных оценок для изображения Baboon и прямые аппроксимации: истинная (нижняя) и полученная автоматически (верхняя)

Как видим, прямая, вписанная с помощью ВМНК, лежит достаточно близко к прямой, вписанной по истинным параметрам шума, однако некоторые ОТ значительно смещены относительно истинной прямой. Использование ВМНК позволяет сни-

зить влияние таких точек, но не исключает его полностью, в связи с чем возникает необходимость его замены на метод робастного вписывания (МРВ).

Одним из таких МРВ является RANSAC (далее RSC) [12]. Этот метод заключается в следующем. Из общего числа точек ( $N$ ) случайным образом выбираются 2 точки, и по ним вписывается прямая; далее подсчитывается число точек, попавших в некоторый доверительный интервал, определяемый параметрами вписанной прямой, т.е. находящихся с ней «в консенсусе». Считается, что консенсус с текущей прямой найден, если число точек, попавших в доверительный интервал, не менее некоторого порога  $t$ . Если это условие не выполняется, происходит возврат к этапу случайного выбора двух точек. Операция повторяется до тех пор, пока не будет найдена прямая, для которой число точек «в консенсусе» окажется максимальным либо не будет пройдено некоторое заранее установленное число итераций. После этого по точкам, попавшим в максимальный консенсус, вписывается прямая регрессии при помощи ВМНК.

Основной проблемой при использовании RSC является выбор способа определения доверительного интервала. В нашем случае доверительный интервал является функцией точности определения опорных точек, которая, в свою очередь, зависит от общего количества точек в кластере, соотношения нормальных и аномальных оценок и уровня локального среднего в данном кластере. Поскольку шум сигнально-зависимый, с увеличением уровня локального среднего разброс значений  $\hat{\sigma}_{локк}^2$  для каждой ОТ возрастает. Следовательно, доверительный интервал будет ограничен двумя расходящимися прямыми, параметры которых необходимо вычислить. Для этого предлагается следующий алгоритм:

1) расчет расстояний от каждой ОТ до вписанной прямой:

$$\text{Dist}_i = \left| \hat{\sigma}_{локк_i}^2 - Y_i \right|, \quad (1)$$

где  $i$  – номер ОТ,  $i=1, \dots, N$ ;  $\hat{\sigma}_{\text{лок}i}^2$  – ордината  $i$ -й ОТ;

$Y_i = b_0 + b_1 \hat{I}_{\text{лок}i}^2$ ,  $b_0, b_1$  – параметры прямой, вписанной по двум случайно выбранным точкам;

2) определение медианы расстояний и индекса соответствующей ей точки ( $\text{pnm}$ );

3) расчет допустимого разброса значений  $\hat{\sigma}_{\text{лок}}^2$  для  $\text{pnm}$ -той точки:

$$R_m = K \left( b_0 + b_1 \hat{I}_{\text{лок} \text{pnm}}^2 \right),$$

где  $K = \text{etc} \sqrt{2 / (N_{\text{бл}} N_{\text{кл} \text{pnm}})}$ ,  $\text{etc}$  – подстроечный параметр (рассмотрен диапазон  $\text{etc} = 6 \dots 9$ );  $N_{\text{бл}}$  – число элементов в блоке;  $N_{\text{кл} \text{pnm}}$  – число точек в  $\text{pnm}$ -том кластере;

4) определение параметров прямых, ограничивающих доверительный интервал:

$$b_{1B} = b_1 + Kb_1; \quad b_{0B} = b_0 + R_m - (b_{1B} - b_1) \hat{I}_{\text{лок} \text{pnm}}^2;$$

$$b_{1H} = b_1 - Kb_1; \quad b_{0H} = b_0 - R_m - (b_{1H} - b_1) \hat{I}_{\text{лок} \text{pnm}}^2.$$

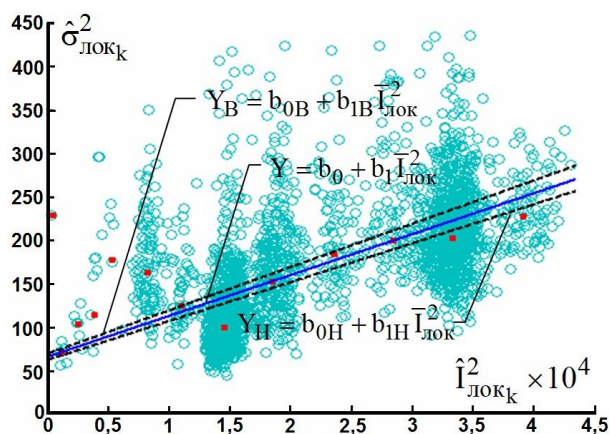


Рис. 3. Скаттерограмма локальных оценок, прямая, вписанная по двум точкам (сплошная), границы допустимого интервала для RSC (штриховые)

Результаты для метода RSC приведены в табл. 2. Как видно, в большинстве случаев его использование позволяет уменьшить смещенность, но при этом существенно возрастает дисперсия оценивания. К тому же значения подстроечного параметра  $\text{etc}$ , при которых достигаются оптимальные значения приведенных ошибок по обоим составляющим шума, существенно отличаются для разных изображений и разных шумовых ситуаций.

Для устранения недостатков RSC предлагается МРВ AntiRANSAC (далее ARSC). В основе этого метода лежат два предположения:

1) как правило, количество аномальных ОТ не более 50 % от их общего числа;

2) ВМНК-прямая, вписанная по всем ОТ, является неплохим первым приближением, поэтому можно использовать ее в качестве опорной.

Вписывание по ARSC осуществляется следующим образом. По всем ОТ вписывается прямая с использованием ВМНК, и по параметрам этой прямой рассчитывается доверительный интервал. Все ОТ, не попавшие в этот интервал, отбрасываются, а по оставшимся точкам снова вписывается ВМНК-прямая. Операция повторяется до тех пор, пока точки не перестанут отбрасываться, либо останется менее половины от начального количества точек. Как и в RSC, доверительный интервал ограничен двумя расходящимися прямыми, но с целью уменьшения дисперсии оценивания в ARSC процедура расчета их параметров несколько изменена и выглядит следующим образом:

1) расчет расстояний согласно (1), где  $b_0, b_1$  – параметры ВМНК-прямой, вписанной по всем точкам на текущей итерации;

2) определение медианы расстояний;

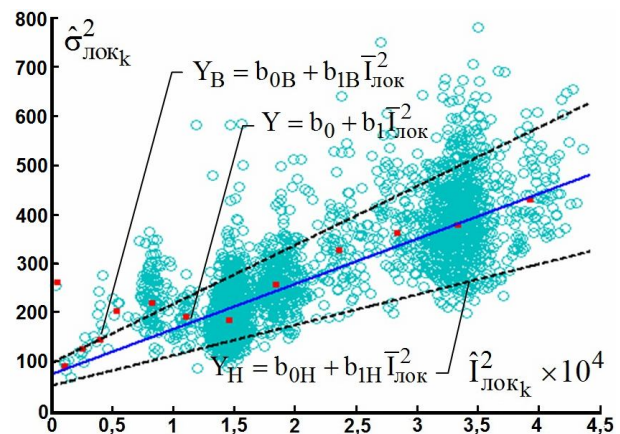


Рис. 4. Скаттерограмма локальных оценок, прямая, вписанная на текущей итерации (сплошная), границы допустимого интервала для ARSC (штриховые)

3) расчет значения коэффициента коррекции:

$$K = \text{ccf} \cdot \text{Median}(\text{Dist}) / (b_0 + b_1 \hat{I}_{\text{лок} \text{pnm}}^2),$$

где  $\text{ccf}$  – подстроечный параметр (рассмотрен диапазон  $\text{ccf} = 2 \dots 3$ ). Важно отметить, что расчет  $K$  производится один раз на первой итерации, и это значение используется на всех последующих итерациях.

4) расчет параметров прямых, ограничивающих допустимый интервал:

$$b_{1B} = b_1 + Kb_1, \quad b_{0B} = b_0 + Kb_0,$$

$$b_{1H} = b_1 - Kb_1, \quad b_{0H} = b_0 - Kb_0.$$

Как видим (табл. 2), применение ARSC в большинстве случаев позволяет снизить смещенность и при-

Таблица 2

## Сравнительный анализ методов вписывания прямой регрессии

Изо-бра-жение	Параметры	Метод	$\Delta_a$	$\theta_a^2$	$\varepsilon_a$	$\Delta_\mu$	$\theta_\mu^2$	$\varepsilon_\mu$
RSA	$\sigma_a^2 = 10$ $\sigma_\mu^2 = 0,005$	PMHK	0,0181	0,0080	0,0083	-1,1e-04	4,8e-09	1,7e-08
		BMHK	0,094	0,0312	0,040	-1,8e-04	1,0e-08	5,0e-08
		RSC / 7	0,0199	0,031	0,0315	-1,4e-04	1,0e-08	3,0e-08
		ARSC	0,038	0,027	0,028	-1,5e-04	1,0e-08	3,0e-08
		ДВМНК	-0,086	0,0069	0,014	-9,3e-05	1,0e-09	1,0e-08
	$\sigma_a^2 = 100$ $\sigma_\mu^2 = 0,05$	PMHK	1,02	0,84	1,89	-2,3e-03	5,9e-07	5,9e-06
		BMHK	-0,93	3,64	4,50	-1,6e-03	1,4e-06	3,9e-06
		RSC / 9	-1,27	3,84	5,45	-1,4e-03	1,5e-06	3,3e-06
		ARSC	-1,28	2,48	4,12	-1,4e-03	9,6e-07	2,8e-06
		ДВМНК	-1,63	0,71	3,35	-1,3e-03	3,8e-07	2,0e-07
Barbara	$\sigma_a^2 = 10$ $\sigma_\mu^2 = 0,005$	PMHK	6,15	1,01	38,84	4,3e-05	1,3e-08	1,5e-08
		BMHK	5,85	3,75	37,93	1,4e-04	1,0e-08	3,0e-08
		RSC / 7	6,34	7,94	48,09	8,0e-05	4,0e-08	4,0e-08
		ARSC	6,25	4,93	44,03	8,3e-05	2,0e-08	3,0e-08
		ДВМНК	4,77	0,17	22,92	2,0e-04	1,0e-09	4,0e-08
	$\sigma_a^2 = 100$ $\sigma_\mu^2 = 0,05$	PMHK	23,27	78,6	619,87	-1,9e-03	1,0e-06	4,6e-06
		BMHK	10,82	76,37	193,41	-1,0e-03	6,0e-07	1,6e-06
		RSC / 8	6,47	170,64	212,50	-8,6e-04	1,0e-06	1,8e-06
		ARSC	7,13	337,06	387,96	-8,1e-04	1,3e-06	2,0e-06
		ДВМНК	6,22	9,38	48,05	-7,6e-04	2,5e-07	8,3e-07
Baboon	$\sigma_a^2 = 10$ $\sigma_\mu^2 = 0,005$	PMHK	31,35	30,26	1012,9	8,0e-05	8,1e-08	8,7e-08
		BMHK	53,56	15,04	2883,25	-5,6e-04	3,0e-08	3,4e-07
		RSC / 9	63,47	450,35	4478	-8,6e-04	4,8e-07	1,2e-06
		ARSC	34,08	38,77	1200,1	1,2e-04	7,0e-08	8,0e-08
		ДВМНК	36,84	20,56	1377,53	-1,5e-04	5,0e-08	7,0e-08
	$\sigma_a^2 = 100$ $\sigma_\mu^2 = 0,05$	PMHK	80,05	1248,6	7656,2	-2,6e-03	3,5e-06	1,0e-05
		BMHK	62,83	625,26	4573,1	-1,5e-03	1,8e-06	4,1e-06
		RSC / 7	62,52	654,21	4563	-1,4e-03	1,8e-06	3,9e-06
		ARSC	49,85	974,19	3459,70	-1,1e-03	2,3e-06	3,6e-06
		ДВМНК	62,67	346,78	4274,71	-1,6e-03	1,1e-06	3,8e-06

**Примечание:** для МРВ RSC через дробь указано значение *etc*, для МРВ ARSC значение корректирующего коэффициента равно 2,5.

веденную ошибку при существенно меньшем, чем для RSC, увеличении дисперсии оценивания. Оба описанные МРВ имеют два недостатка: их характеристики существенно зависят от параметров определения доверительного интервала; отбрасывание аномальных точек, как правило, приводит к увеличению дисперсии оценивания.

Для устранения этих недостатков предлагается МРВ, в котором для вписывания регрессионной прямой применяется ВМНК с весами ОТ прямо пропорциональными числу точек в кластере и обратно пропорциональными расстояниям от каждой ОТ до базовой прямой. Поскольку вес каждой ОТ

учитывает два фактора, метод был назван дважды взвешенным МНК (ДВМНК). Работает он следующим образом:

1) вписывание прямой регрессии с использованием ВМНК с весами  $w_{CS_i}$ :

$$w_{CS_i} = N_{кл_i} / \sum_{i=1}^N N_{кл_i},$$

где  $N_{кл_i}$  – число точек в  $i$ -м кластере;

2) расчет согласно (1) расстояний от всех ОТ до вписанной прямой, при этом  $b_0, b_1$  – параметры ВМНК-прямой, вписанной на шаге 1;

- 3)  $w_{\text{DIST}_i} = 1 / (\text{Dist}_i + 10^{-5})$ ;
- 4)  $w_i = w_{\text{CS}_i} \cdot w_{\text{DIST}_i}$ .
- 5) Вписывание ВМНК-прямой с весами  $w_i$ .

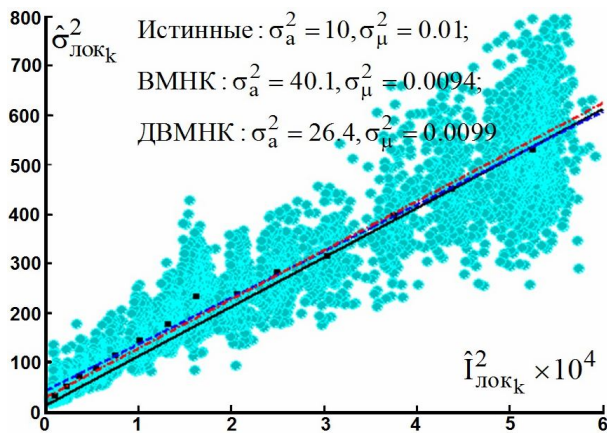


Рис. 5. Скаттерограмма локальных оценок и прямые аппроксимации: истинная (сплошная), ВМНК (штриховая) и ДВМНК (штрихпунктирная)

Как видно из табл. 2, ДВМНК в большинстве ситуаций обеспечивает наименьшую дисперсию среди всех рассмотренных МРВ. Для искусственно сгенерированного изображения (RSA) по критерию минимума приведенной ошибки ДВМНК несколько проигрывает РМНК при оценивании дисперсии аддитивной компоненты шума, но превосходит его при оценивании дисперсии мультипликативной. Особенно заметным это отличие становится при больших значениях дисперсии шума. Для среднетекстурного изображения (Barbara) ДВМНК обеспечивает наименьшую смещенность, дисперсию и приведенную ошибку оценивания по сравнению со всеми рассмотренными МРВ. На высокотекстурном изображении (Baboon) ДВМНК несколько уступает ARSC в смещенности, но обеспечивает существенно меньшую дисперсию оценивания.

Следовательно, для низкотекстурных изображений при небольшом уровне помех эффективен РМНК, при более высоком уровне помех и обработке среднетекстурных изображений – ДВМНК. На высокотекстурных изображениях могут использоваться ДВМНК и ARSC. Однако наиболее универсальным является ДВМНК, т.к. он способен обеспечить приемлемую точность оценивания дисперсии для изображений с различными характеристиками.

К сожалению, ни один из рассмотренных методов вписывания не учитывает физических ограничений на положение регрессионной прямой, в связи с чем возможно получение отрицательных значений оценок дисперсии, не имеющих физического смысла. Одно из возможных решений этой проблемы предложено в [13]. Его основная идея состоит в том,

что в случае появления отрицательной оценки дисперсии, она приравняется к нулю и предполагается, что на изображении присутствует шум только одного типа и, следовательно, для него необходимо оценивать только один параметр.

## Заключение

Точность автоматического метода оценивания дисперсии может быть существенно повышена за счет усовершенствования этапа вписывания прямой регрессии по скаттерограмме пар локальных оценок дисперсии и квадрата среднего. В частности, использование робастных процедур вписывания позволяет уменьшить влияние аномальных локальных оценок. Наиболее универсальным и эффективным среди всех рассмотренных МРВ является комбинированный метод вписывания по опорным точкам с двойным взвешиванием (ДВМНК).

В некоторых случаях (как правило, для высокотекстурных изображений) наблюдается существенная смещенность получаемых оценок дисперсии аддитивной компоненты шума. Одна из основных причин этого заключается в смещенности исходных локальных оценок дисперсии и среднего. Устранить этот недостаток путем изменения только процедуры вписывания прямой регрессии невозможно, необходимо усовершенствовать остальные этапы метода, в частности, процедуры детектирования однородных участков и расчета локальных параметров. Пути решения этой проблемы будут предметом наших дальнейших исследований.

## Литература

1. Сергиенко А.Б. *Цифровая обработка сигналов* / А.Б. Сергиенко – СПб: Питер, 2003. – 608 с.
2. Hoffman R. *Interpreting Remote Sensing Imagery: Human Factors* / R. Hoffman, A. Markman // CRC Press, LLC, 2001. – 424 p.
3. *Remote Sensing Digital Image Analysis. An Introduction. 3-rd edition* / Jia Xiuping, J.A. Richards, W Gessner, D.E. Ricken. – Berlin: Springer-Verlag, 1999. – 400 p.
4. *Methods for blind evaluation of noise variance in multichannel optical and radar images* / V.V. Lukin, S.K. Abramov, N.N. Ponomarenko, B. Vozel, K. Chehdi // *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2006. – N 65 (6). – P. 509-537.
5. *Исследование эффективности фильтрации цветных изображений с использованием различных матриц* / Д.В. Февралева, С.К. Абрамов, Н.Н. Пономаренко, В.В. Лукин // *Радіоелектронні і комп'ютерні системи*. – 2010 – № 2 (43). – С. 97-107.
6. Lee. *Noise modeling and estimation of remotely sensed images* / Lee, J.-S. Hoppel, K. Hoppel // *Proceedings of IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 1989. – P. 1005-1008.

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

8. Aiazzi B. Reliably estimating the speckle noise from SAR data / B. Aiazzi, L. Alparone, S. Baronti // Proceedings of the IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1999. – P. 1546-1548.

9. Klaine L. Unsupervised Variational Classification Through Image Multi-Thresholding / L. Klaine, B. Vozel, K. Chehdi // Proceedings of the 13th EUSIPCO Conference, Antalya (Turkey), 2005. – 4 p.

10. Du Mouchel W. Integrating a Robust Option into a Multiple Regression Computing Environment, Computing Science and Statistics / W. Du Mouchel, F. O'Brien // Proc. of the 21st Symposium on the Interface, American Stat. Ass., Alexandria, VA, 1989. – P. 297-301.

11. Improved method for blind estimation of the variance of mixed noise using weighted LMS line fitting algorithm / 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.

12. Fischler M.A. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography / M.A. Fischler, R.C. Rolles // Commun. ACM. – 1981. – Vol. 24, – No.6. – P. 381-395.

13. Абрамов С.К. Учет физических ограничений при вписывании регрессионной прямой в задачу автоматического оценивания дисперсии сложных помех на изображениях / С.К. Абрамов, В.В. Забродина, В.В. Лукин // 20-я Международ. конф. «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии» (КрыМиКо '2010): матер. конф. В 2 т. (Севастополь, 13–17 сент. 2010 г), 2010. – Т. 2. – С. 1229-1230.

Поступила в редакцию 1.12.2010

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

### ЗАСТОСУВАННЯ РОБАСТНИХ МЕТОДІВ ВПISУВАННЯ РЕГРЕСІЙНОЇ ПРЯМОЇ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ ОЦІНЮВАННЯ ДИСПЕРСІЇ СКЛАДНИХ ЗАВАД НА ЗОБРАЖЕННЯХ

*В.В. Забродіна, С.К. Абрамов*

Розглянуто метод автоматичного оцінювання дисперсії адитивних та мультиплікативних завад, що одночасно присутні на зображенні. Запропоновано декілька його модифікацій, спрямованих на зменшення впливу аномальних опорних точок при визначенні параметрів регресійної прямої, вписаної за скаттерогограмою локальних оцінок дисперсії та квадрата середнього, проведено їх порівняльний аналіз, дані рекомендації по використанню. Наведено дані чисельного моделювання для різних тестових зображень, які підтверджують ефективність запропонованих модифікацій.

**Ключові слова:** складні завади, автоматична оцінка дисперсії, регресійний аналіз, робастні методи, зважений метод найменших квадратів.

### APPLICATION OF ROBUST REGRESSION LINE FITTING METHODS FOR IMPROVING THE ACCURACY OF THE MIXED NOISE VARIANCE EVALUATION ON IMAGES

*V.V. Zabrodina, S.K. Abramov*

A method for blind evaluation of mixed additive and multiplicative noise variance is considered. Its several modifications aimed at decreasing the abnormal reference points influence while fitting a regression line by the scatter-plot of local estimates of variance and squared mean are proposed, the comparative analysis of the proposed modifications is carried out, the recommendations on the application are given. The results of the numerical simulations for different test images confirming the efficiency of the proposed modifications are adduced.

**Key words:** mixed noise, blind variance evaluation, regression analysis, robust methods, weighted least mean squares.

**Забродина Вікторія Валерьевна** – магістрант каф. приема, передачі та обробки сигналів, Національний аэрокосмічний університет ім. Н.Е. Жуковського «ХАИ», Харків, Україна, e-mail: [Victoriya\\_Zabr@mail.ru](mailto:Victoriya_Zabr@mail.ru).

**Абрамов Сергей Клавдиевич** – канд. техн. наук, доцент каф. приема, передачі та обробки сигналів, Національний аэрокосмічний університет ім. Н.Е. Жуковського «ХАИ», Харків, Україна, e-mail: [ask379@mail.ru](mailto:ask379@mail.ru).