

УДК 681.325

Н.Н. ПОНОМАРЕНКО

Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Украина

МЕТОД СЛЕПОЙ ОЦЕНКИ ХАРАКТЕРИСТИК АДДИТИВНОГО ГАУССОВА ШУМА С НЕРАВНОМЕРНЫМ СПЕКТРОМ

Предложен новый эффективный метод слепой оценки характеристик аддитивного Гауссова шума на изображениях. Оценивание параметров шума осуществляется в пространстве коэффициентов дискретного косинусного преобразования (ДКП). Итогом работы метода является матрица оценок дисперсии шума для коэффициентов ДКП, которую можно использовать как для автоматического определения порогов фильтра для подавления шума, так и в методах оценки качества изображений при отсутствии эталона. Показано, что метод обеспечивает хорошую точность оценки параметров шума даже для изображений, на которых отсутствуют однородные участки.

Ключевые слова: слепая оценка параметров, пространственно коррелированный шум, фильтрация шума.

Введение

Постановка проблемы. Изображения, формируемые системами дистанционного зондирования Земли [1], содержат шум, причинами возникновения которого являются несовершенство аппаратуры регистрации изображений, свойства среды распространения сигнала и самого сигнала. При этом постоянное возрастание требований к системам формирования изображений и конкуренция между их разработчиками приводит к тому, что большинство существующих систем работают на пределе разрешающей способности и формируют изображения с высокой степенью корреляции между соседними пикселями. При этом шум, присутствующий на изображениях, становится пространственно коррелированным, что значительно усложняет задачу его анализа и подавления.

Анализ литературы. Знание параметров шума требуется при решении многих задач обработки и анализа изображений, поэтому задаче их слепой оценки уделяется большое внимание в научной литературе в течение последних двух десятилетий.

При определении параметров шума на изображении приходится каким-либо образом отделять шумовую составляющую от информационной, наличие которой приводит к завышению оценок дисперсии шума. Например, в [2] для этого используется критерий информативности участков изображений, а в [3] – предварительная сегментация для выделения однородных участков. Полностью исключить при этом информационную составляющую из последующего анализа не удастся, поэтому в дальнейшем используют различные робастные оценки, например, мириадную оценку [4].

Одним из перспективных подходов к слепой оценке параметров шума является анализ параметров шума в области спектральных коэффициентов ДКП [5]. ДКП способно для локальных участков изображения хорошо декоррелировать значения пикселей изображения. При этом информационная составляющая оказывается, в основном, сосредоточенной в области низких частот, а шумовая – в области высоких частот. Наиболее совершенные методы, основанные на этом подходе [6], способны, в отличие от остальных методов, обеспечивать точную оценку дисперсии шума даже для сильнотекстурированных изображений.

Большинство эффективных методов слепой оценки параметров шума исходят из предположения, что шум является пространственно некоррелированным и аддитивным Гауссовым. Для мультипликативного шума и негауссова, например, Пуассоновского или Рэлеевского шумов, можно использовать гомоморфные преобразования для приведения шума к аддитивному виду. Проблема же коррелированности шума [7], усугубляющаяся тем, что большинство изображений на практике содержат именно пространственно коррелированный шум, не решается так просто. Наиболее точные методы, основанные на ДКП [6], для пространственно коррелированного шума являются полностью неработоспособными. Традиционные методы, работающие в пространственной области [8, 9], являются более устойчивыми к шуму с неравномерным спектром, но не эффективны для изображений с большим количеством текстур и мелких деталей, что опять таки характерно для практических ситуаций.

Цель исследования. В данной работе предлагается новый метод оценки параметров шума, осно-

ванный на анализе коэффициентов ДКП разностей подобных блоков изображения, и эффективный, в том числе, и для шума с неравномерным спектром.

1. Описание предлагаемого метода

Предлагаемый метод оценки параметров шума основывается на двух свойствах реальных изображений. Первым свойством изображений является их самоподобие. Это свойство проявляется в том, что для многих участков изображения с большой вероятностью можно найти другие участки этого же изображения, которые будут отличаться от них незначительно.

Будем находить разницу между блоками изображения **A** и **B** как среднеквадратическую ошибку между ними:

$$\text{СКО}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \frac{1}{2MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (A_{ij} - B_{ij})^2, \quad (1)$$

где M, N – размеры блока изображения по вертикали и горизонтали.

Тогда можно предположить, что на изображении найдутся такие сочетания блоков **A** и **B**, для которых $\text{СКО}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ будет отличаться от дисперсии присутствующего шума σ^2 гораздо меньше, чем собственно дисперсии σ_A^2 блока **A** и σ_B^2 блока **B**. Вероятность этого будет тем больше, чем больше самоподобие изображения, и тем меньше, чем больше шумоподобность изображения. При этом оценивание дисперсии шума по разнице между такими блоками **A** и **B** будет более точным, чем просто по значениям пикселей этих блоков.

Второе свойство реальных изображений заключается в том, что ДКП, примененное для относительно небольших блоков, способно хорошо декоррелировать значения пикселей изображения. При этом остаточная корреляция между значениями спектральных коэффициентов ДКП является небольшой. Этот факт используется в [6] для отсеивания локально активных участков изображения. В результате анализа низкочастотных коэффициентов ДКП отбрасываются наиболее локально активные блоки. По оставшимся блокам анализируются остальные коэффициенты ДКП и по ним вычисляется оценка дисперсии шума. При этом, благодаря малой корреляции между низкочастотными и высокочастотными коэффициентами ДКП удается избежать занижения оценки дисперсии шума в результате отбрасывания локально активных участков на гладких изображениях.

Кратко, предлагаемый метод заключается в следующем. Все коэффициенты ДКП блока 8×8 пикселей разделяются на две половины по 32 коэффициента. По первой части находится какое-то количество

пар блоков изображения **A** и **B** с наименьшими значениями $\text{СКО}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$. Затем каким-либо робастным методом для разниц **A-B** вычисляется оценка дисперсии шума для каждого из второй части коэффициентов. Затем половины коэффициентов ДКП меняются местами и аналогичным образом вычисляются оценки дисперсии шума для первой части коэффициентов ДКП. Чтобы обеспечить устойчивость метода к пространственно коррелированному шуму, проверка подобия осуществляется только для блоков **A** и **B**, отстоящих друг от друга на какое-то минимальное расстояние g или дальше.

Опишем предлагаемый метод более подробно.

1. Выбирается базовый размер блоков для метода. Здесь будет использоваться размер блоков 8×8 пикселей, так как при этом повышается вероятность нахождения подобных блоков и затрачивается меньше времени на поиск подобия. В то же время заслуживает исследования и использование блоков 8×16 , 16×8 , 16×16 , особенно для изображений с высоким разрешением.

2. Задается случайная маска δ , имеющая значения 0 и 1, которая разделяет коэффициенты ДКП на две равные половины. Значение маски, равное 1 относит коэффициент к первой половине, а 0 - ко второй половине.

3. Для каждого блока изображения **A** (положения скользящего окна 8×8 пикселей) вычисляется его подобие по отношению ко всем блокам **B** в его окрестности, расстояние до которых $R(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ больше g_1 и меньше g_2 . Расстояние $R(\mathbf{A}, \mathbf{B})$ вычисляется как $\max(\Delta X - \Delta Y, \Delta Y - \Delta X)$, где ΔX , ΔY и ΔX , ΔY - координаты X и Y левых верхних углов блоков **A** и **B**. Рекомендуемыми значениями g_1 и g_2 являются $g_1=3$ и $g_2=10$. Увеличение g_1 приведет к повышению устойчивости метода к наличию коррелированного шума. Увеличение g_2 приведет к возрастанию времени анализа изображения и к повышению точности полученных результатов. Подобие между блоками **A** и **B** вычисляется в области коэффициентов ДКП согласно (1) и с учетом маски δ :

$$\text{СКОД}(\mathbf{A}, \mathbf{B}) = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \delta_{ij} (AD_{ij} - BD_{ij})^2,$$

где **AD** и **BD** соответственно результаты ДКП для блоков **A** и **B**.

4. В массиве **D** запоминаются K результатов ДКП(**A-B**) соответствующих наименьшим найденным значениям $\text{СКОД}(\mathbf{A}, \mathbf{B})$. Рекомендуемым значением K для изображений размера 512×512 пикселей является $K=1025$.

5. В результате выполнения шагов 1-4 для каждой пары индексов коэффициентов ДКП имеется K значений коэффициентов. Значения коэффициентов, для которых δ равна 1, являются результатом поиска

наименьших значений и их нельзя использовать для оценки параметров шума. Остальные же коэффициенты, для которых δ равна 0, в идеальном случае (для абсолютно подобных блоков изображения) будут соответствовать шумовой компоненте. На практике же значительная часть из этих коэффициентов может соответствовать информационной составляющей, что приведет к увеличению тяжести хвостов в распределении коэффициентов. Поэтому в качестве оценки $\hat{\sigma}_{ij}^2$ для каждого коэффициента с $\delta_{ij}=0$ предлагается брать устойчивую оценку

$$\hat{\sigma}_{ij}^2 = (1,483 \text{med}\{|D(1)_{ij}|, |D(2)_{ij}|, \dots, |D(K)_{ij}|\})^2 / Tg,$$

где 1,483 - поправочный коэффициент. Можно оценивать также длину хвостов распределения и, таким образом, достоверность полученной оценки. Оценку можно считать достоверной, если

$$\text{med}\{|D(1)_{ij}|, \dots, |D(K)_{ij}|\} \leq \max\{|D(1)_{ij}|, \dots, |D(K)_{ij}|\} / Tg.$$

Рекомендуемым значением Tg является $Tg=6$.

6. После выполнения шагов 1-5 имеются оценки $\hat{\sigma}_{ij}^2$ для половины коэффициентов ДКП блока. Маска δ инвертируется ($\delta_{\text{new}} = 1 - \delta$) и шаги 1-5 повторяются еще раз, в результате чего оценки $\hat{\sigma}_{ij}^2$ имеются уже для всех коэффициентов блока.

7. Значения недостоверных оценок $\hat{\sigma}_{ij}^2$ могут быть заменены наименьшей достоверной оценкой ближайших коэффициентов матрицы. Если общее число недостоверных оценок превышает, например, 50%, то может быть принято решение о нецелесообразности использования данного метода для оценки параметров шума на данном изображении.

После окончания работы метода имеется матрица оценок $\hat{\sigma}_{ij}^2$ размера 8×8 , то есть значения дисперсии шума отдельно для каждого коэффициента ДКП блока. Ее можно использовать, например, для автоматического вычисления порогов обнуления для каждого спектрального коэффициента ДКП в одном из наиболее эффективных на данный момент фильтров, основанном на ДКП [10, 11]. В задаче слепой оценки визуального качества изображения (при отсутствии эталонного изображения) эту матрицу можно напрямую использовать с весами, полученными в соответствии с функцией чувствительности контраста [12].

2. Анализ эффективности предложенного метода

Проведем сравнение эффективности предложенного метода (BENNS) с методами RDCT [6] (этот метод оценивает дисперсию шума в области коэффициентов ДКП и является наилучшим для случая бело-

го шума), AIQRF [8] (один из наилучших методов оценки параметров шума в пространственной области), PGE [13] (метод оценки шума в области коэффициентов дискретного взвешенного преобразования) и SE0 [14] (один из наиболее простых методов, основанный на смещенных разностях).

В качестве набора тестовых изображений возьмем набор из пяти тестовых изображений: Baboon, Barbara, Bikes, Grass и Lena (каждое 512×512 пикселей в оттенках серого цвета), доступный на [15], и изображение, заполненное постоянным уровнем 128 (Homog). Изображения существенно отличаются между собой по характеристикам, чтобы оценить эффективность работы сравниваемых методов в как можно большем числе практических ситуаций. При этом изображение Grass практически не содержит однородных участков и соответствует, пожалуй, наиболее сложной практической ситуации.

Изображения будем искажать аддитивным Гауссовым шумом с дисперсиями 25 и 100. Рассмотрим три типа шума: белый, пространственно коррелированный и высокочастотный.

Пространственно коррелированный шум будем генерировать следующим образом. Сформируем массив (обозначим его как \mathbf{S}) 512×512 точек отсчетов белого шума. Далее обработаем его гауссовым низкочастотным фильтром с окном 7×7 и параметром сигма, равным 1 (функция `fspecial('gaussian',7,1)` программы Matlab), в результате чего шум становится коррелированным, и умножим на поправочный коэффициент, чтобы обеспечить заданное значение дисперсии. Итоговый массив значений коррелированного шума обозначим как \mathbf{SC} .

Высокочастотный шум \mathbf{SH} получим вычитанием значений коррелированного шума из некоррелированного: $\mathbf{SH} = \mathbf{S} - \mathbf{SC}$ с последующей коррекцией значения дисперсии до заданного.

2.1. Оценка параметров аддитивного белого Гауссова шума

Несмотря на то, что предлагаемый метод ориентирован на определение параметров шума с неравномерным спектром, он должен быть работоспособным и для белого шума. Поэтому добавим в предлагаемый метод анализ того, является ли шум белым.

По полученной матрице оценок $\hat{\sigma}_{ij}^2$ вычислим две средние оценки σ_1^2 и σ_2^2 . σ_1^2 будем вычислять усреднением всех значений матрицы, за исключением $\hat{\sigma}_{11}^2$. σ_2^2 будем вычислять только усреднением значений правого нижнего квадрата 4×4 матрицы, соответствующего наиболее высокочастотным коэффициентам. Если $\sigma_1^2 < 0,95\sigma_2^2$ или $\sigma_1^2 > 2,5\sigma_2^2$, то будем считать, что обнаружен шум с неравномерным спектром (ОШНС). Иначе будем считать шум

белым и в качестве оценки его дисперсии брать σ_2^2 . Ситуации с $\sigma_1^2 > 2,5\sigma_2^2$ будут соответствовать обнаружению пространственно коррелированного шума, а с $\sigma_1^2 < 0,95\sigma_2^2$ - высокочастотного шума.

Таблица 1

Оценки σ^2 для аддитивного белого Гауссова шума

Image	σ^2	PGE	SE0	AIQRF	RDCT	BENNS
Baboon	25	144,6	185,7	59,8	35,0	32,8
	100	209,86	317,6	150,0	110,4	100,4
Barbara	25	111,3	53,9	33,1	28,7	27,4
	100	164,7	158,3	111,0	102,9	96,6
Bikes	25	104,2	89,0	38,2	26,0	25,2
	100	155,5	215,4	127,0	99,9	104,6
Grass	25	502,7	686,9	1630	26,4	23,8
	100	581,5	831,1	1690	113,2	118,8
Homog	25	24,9	27,5	23,9	25,1	24,5
	100	99,9	109,9	95,6	100,0	90,8
Lena	25	32,1	39,6	33,6	29,2	26,8
	100	111,5	133,0	111,0	104,2	104,2

В табл. 1 приведены результаты работы сравниваемых методов по оценке параметров белого шума. Во всех 12-ти случаях предложенный метод BENNS безошибочно классифицировал шум, как белый. При этом полученные оценки дисперсии для BENNS несущественно отличаются от оценок лучшего из остальных методов RDCT.

Отметим также, что для однородного изображения Homog и для изображения с большим числом гладких участков Lena все методы характеризуются приемлемой точностью оценки, в то время, как для изображения Grass работоспособность сохраняют только методы RDCT и BENNS.

Интересно посмотреть, как ошибки в оценке дисперсии шума сказываются на результатах подавления шума одним из лучших на данный момент фильтром, основанным на ДКП [10] (см. табл. 2). Для зашумленных изображений приведен PSNR, а для результатов фильтрации $\Delta PSNR = PSNR_{out} - PSNR_{inp}$. Жирным шрифтом выделены ситуации, когда удалось повысить пиковое соотношение сигнал/шум (PSNR) более, чем на 0,5 дБ.

Таблица 2

Результаты фильтрации (PSNR, $\Delta PSNR$, дБ) для аддитивного белого Гауссова шума

Image	σ^2	Шум	PGE	SE0	AIQRF	RDCT	BENNS
Baboon	25	34,14	-3,89	-4,82	-0,41	+0,51	+0,60
	100	28,13	+0,52	-0,80	+1,44	+2,06	+2,18
Barbara	25	34,11	+1,71	+3,39	+4,03	+4,12	+4,14
	100	28,12	+5,76	+5,83	+6,25	+6,25	+6,24
Bikes	25	34,15	-0,69	-0,13	+2,13	+2,48	+2,48
	100	28,21	+2,99	+2,08	+3,41	+3,70	+3,67
Grass	25	34,21	-10,36	-11,81	-15,15	+0,18	+0,19
	100	28,21	-5,12	-6,64	-9,26	+0,47	+0,42
Lena	25	34,13	+4,06	+3,74	+3,99	+4,17	+4,26
	100	28,12	+7,24	+7,07	+7,24	+7,26	+7,26

Видно, что методы RDCT и BENNS всегда обеспечивают не ухудшение качества изображения. При этом для всех изображений, кроме изображения Grass, обеспечивается существенный прирост качества после фильтрации. Оценка же параметров шума остальными методами часто (изображения Baboon, Bikes, Grass) приводит к падению (на изображении Grass - на 10-15 дБ) качества изображений в результате фильтрации.

В табл. 3 приведены эти же результаты фильтрации, только оцененные с точки зрения визуального качества изображений (критерий PSNR-HVS-M [12]), которое является важным при решении многих прикладных задач.

Таблица 3

Результаты фильтрации (PSNR-HVS-M, $\Delta PSNR$ -HVS-M дБ) для аддитивного белого Гауссова шума

Image	σ^2	Шум	PGE	SE0	AIQRF	RDCT	BENNS
Baboon	25	39,68	-5,98	-7,37	-1,13	+0,06	+0,20
	100	31,30	-0,69	-2,51	0,46	+1,18	+1,32
Barbara	25	37,42	-0,03	+2,14	+2,96	+3,09	+3,13
	100	30,07	+4,18	+4,27	+4,72	+4,74	+4,73
Bikes	25	39,80	-2,61	-1,81	+1,02	+1,43	+1,45
	100	31,59	+1,24	+0,14	+1,70	+2,03	+1,99
Grass	25	44,80	-14,67	-17,77	-24,85	+0,08	+0,09
	100	34,68	-6,90	-9,78	-15,03	+0,11	+0,08
Lena	25	36,77	+3,15	+2,78	+3,08	+3,28	+3,37
	100	29,66	+5,37	+5,17	+5,38	+5,41	+5,41

Выводы, которые можно сделать из анализа данных табл. 3, являются аналогичными выводам, сделанным на основании табл. 2. При этом падение визуального качества при неправильном определении σ^2 методами PGE, SE0 и AIQRF достигает 15-25 дБ, что является абсолютно недопустимым при фильтрации изображений. Подобные методы могут использоваться на практике только в сочетании с какой-то автоматической оценкой степени работоспособности метода для заданного изображения.

2.2. Оценка параметров пространственно коррелированного аддитивного Гауссова шума

Основное предназначение предложенного метода - эффективно оценивать параметры коррелированного шума. Введем понятие ошибки оценки:

$$\xi = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \lambda(i, j) (\hat{\sigma}_{ij} - \sigma_{ij})^2; \lambda = \begin{cases} 0, & i=1, j=1 \\ 1, & \text{в остальных случаях} \end{cases}, \quad (2)$$

где $L=MN-1$, $\hat{\sigma}_{ij}$ - оцененное значение среднеквадратического отклонения шума для коэффициента с индексами i, j , а σ_{ij} - истинное значение среднеквадратического отклонения шума для этого коэффициента. Для методов, оценивающих тип шума, как белый, все значения $\hat{\sigma}_{ij}$ при вычислении (2) полагаются равными полученной оценке $\hat{\sigma}$ белого шума.

В табл. 4 приведены результаты оценки параметров пространственно коррелированного шума для сравниваемых методов, а в табл. 5 – значения ошибок ξ оценки параметров.

Таблица 4

Оценки σ^2 для пространственно коррелированного аддитивного Гауссова шума

Image	σ^2	PGE	SE0	AIQRF	RDCT	BENNS
Baboon	25	159,2	158,3	51,9	11,09	ОШНС
	100	183,6	185,7	106,0	13,84	ОШНС
Barbara	25	344,3	27,5	20,4	3,62	ОШНС
	100	380,1	53,8	63,6	3,9	ОШНС
Bikes	25	191,9	53,8	27,7	1,1	ОШНС
	100	197,1	89,0	82,2	1,9	ОШНС
Grass	25	485,6	686,9	1610	4,3	ОШНС
	100	474,0	686,9	1640	11,2	ОШНС
Homog	25	0,5	4,4	13,1	0,2	ОШНС
	100	1,6	27,5	52,1	0,4	ОШНС
Lena	25	10,2	17,6	21,1	3,8	ОШНС
	100	17,8	39,6	67,8	4,6	ОШНС

Таблица 5

Ошибка ξ оценки параметров пространственно коррелированного аддитивного Гауссова шума

Image	σ^2	PGE	SE0	AIQRF	RDCT	BENNS
Baboon	25	103,2	102,6	29,4	12,5	5,1
	100	105,9	107,1	64,4	55,3	4,4
Barbara	25	251,7	17,1	14,5	13,8	1,5
	100	230,3	51,47	53,5	66,6	1,5
Bikes	25	128,3	52,7	17,2	16,6	1,5
	100	113,5	61,2	58,9	71,8	4,0
Grass	25	371,5	547,0	1384	13,4	9,2
	100	296,6	455,7	1235	57,2	26,2
Homog	25	18,1	13,4	12,7	19,4	0,1
	100	72,9	50,5	51,2	79,3	0,7
Lena	25	12,4	13,6	14,7	13,7	0,8
	100	53,25	49,9	54,6	65,2	1,9

Метод BENNS во всех ситуациях правильно определил тип шума, как имеющий неравномерный спектр. Ошибка ξ для этого метода всегда меньше, чем для остальных методов. При этом для изображений Baboon и Grass она меньше, чем для RDCT примерно в 2 раза.

Для остальных же изображений, ошибка для BENNS меньше, чем для остальных методов, в десятки раз.

На рис. 1 в графическом виде приведены истинные параметры (σ_{ij}) коррелированного шума с $\sigma^2=100$ и оцененные параметры этого шума для сложного изображения Baboon. Видно, что хотя значения оцененных характеристик шума и являются несколько завышенными, в целом метод хорошо оценил вид его спектра.

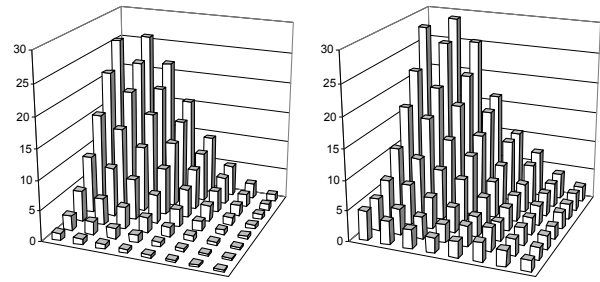


Рис. 1. Параметры коррелированного шума (значения σ_{ij}) для $\sigma^2=100$: а – истинные, б – оцененные BENNS для изображения Baboon

В табл. 6 и 7 приведены значения PSNR и PSNR-HVS-M для фильтрации с использованием полученных оценок параметров шума. Для ОШНС значения порогов обнуления фильтра задавались отдельно для каждого спектрального коэффициента ДКП блока ($2,7 \hat{\sigma}_{ij}$).

Таблица 6

Результаты фильтрации (PSNR, Δ PSNR, дБ) для пространственно коррелированного шума

Image	σ^2	Шум	PGE	SE0	AIQRF	RDCT	BENNS
Baboon	25	34,13	-4,87	-4,85	-2,00	-0,25	-0,29
	100	28,17	-1,09	-1,10	-0,52	+0,01	+0,95
Barbara	25	34,10	-2,57	+0,62	+0,53	+0,10	+2,08
	100	28,12	+1,65	+1,00	+0,99	+0,07	+3,69
Bikes	25	34,17	-3,91	-1,00	-0,33	0,00	+0,62
	100	28,15	-0,28	+0,17	+0,19	+0,02	+1,31
Grass	25	34,14	-10,39	-11,91	-15,08	0,00	-0,27
	100	28,20	-5,15	-6,44	-9,32	0,00	-0,61
Lena	25	34,15	+0,21	+0,38	+0,44	+0,07	+2,51
	100	28,13	+0,40	+0,87	+1,37	+0,09	+4,07

Таблица 7

Результаты фильтрации (PSNR-HVS-M, Δ PSNR-HVS-M дБ) для пространственно коррелированного аддитивного Гауссова шума

Image	σ^2	Шум	PGE	SE0	AIQRF	RDCT	BENNS
Baboon	25	30,93	-0,57	-0,56	+0,47	+0,16	+0,30
	100	23,97	+1,17	+1,18	+0,87	+0,11	+1,55
Barbara	25	30,03	+0,88	+1,37	+1,08	+0,18	+2,97
	100	23,43	+3,70	+1,05	+1,23	+0,06	+4,35
Bikes	25	31,14	-0,47	+0,7	+0,51	+0,01	+0,90
	100	24,06	+1,27	+0,82	+0,77	+0,02	+1,61
Grass	25	33,14	-4,72	-7,18	-13,27	+0,01	-0,11
	100	25,24	-0,79	-1,84	-5,98	+0,02	-0,90
Lena	25	29,81	+0,67	+1,14	+1,33	+0,22	+3,37
	100	23,31	+0,38	+0,90	+1,51	+0,08	+4,62

Видно, что метод RDCT в данном случае настолько занижает значение дисперсии шума, что эффект фильтрации вообще отсутствует.

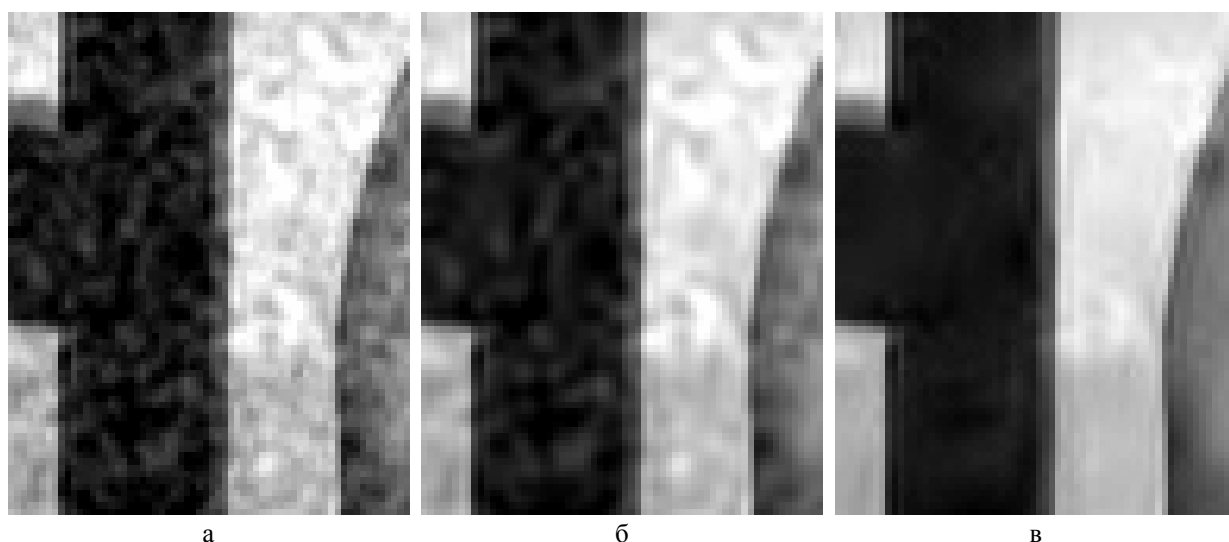


Рис. 2. Подавления коррелированного шума на изображении Barbara: а - зашумленное изображение, $PSNR_{imp}=28,12$ дБ, б - фильтрация для AIQRF, $PSNR=29,11$ дБ, в - фильтрация для BENNS, $PSNR=31,81$ дБ

Метод BENNS для простых ситуаций (изображения Barbara, Bikes, Lena) опережает остальные методы на 1..3 дБ. В то же время для наиболее сложного изображения Grass, где фильтрация с методом BENNS приводит к падению качества на 0,1..0,9 дБ, использование методов PGE, SE0, AIQRF приводит к гораздо большему падению качества на 10..15 дБ.

На рис. 2 приведен фрагмент изображения Barbara до и после фильтрации для методов AIQRF и BENNS. Хорошо видно, что для метода AIQRF фильтр не смог подавить шум в низкочастотной области (на изображении осталась присущая этому шуму пятнистость). В то же время фильтр с раздельным выбором порогов для каждого спектрального коэффициента ДКП (рис. 2, в) не только хорошо подавил низкочастотный шум, но и сохранил высокочастотную составляющую (контрастные границы между объектами изображения).

2.3. Оценка параметров высокочастотного аддитивного Гауссова шума

Для полноты анализа рассмотрим более редко встречающийся в практических ситуациях высокочастотный шум. В табл. 8 приведены результаты оценки параметров этого шума сравниваемыми методами, а в табл. 9 - значения ошибки оценки параметров. В данном случае для изображений Grass и Baboon метод BENNS ошибается, считая шум белым, в то время как для остальных изображений он правильно определяет тип шума и обеспечивает хорошую точность оценки его параметров. Это связано с тем, что сформированный высокочастотный шум (см. рис. 3) значительно меньше отличается от белого, чем коррелированный (рис. 1).

Таблица 8

Оценки σ^2 для высокочастотного аддитивного Гауссова шума

Image	σ^2	PGE	SE0	AIQRF	RDCT	BENNS
Baboon	25	152,9	185,7	63,5	42,7	40,4
	100	244,8	356,1	151,0	144,4	ОШС
Barbara	25	113,9	70,3	33,9	36,7	ОШС
	100	200,5	185,7	115,0	139,0	ОШС
Bikes	25	94,7	109,9	38,8	33,5	ОШС
	100	187,5	215,4	134,0	132,8	ОШС
Grass	25	511,5	742,9	1610	28,1	29,9
	100	594,6	861,6	1680	137,8	134,3
Homog	25	33,0	27,5	24,6	33,6	ОШС
	100	132,2	133,0	98,6	133,2	ОШС
Lena	25	41,5	53,9	34,2	36,0	ОШС
	100	138,9	133,0	115,0	134,9	ОШС

Таблица 9

Ошибка ξ оценки параметров высокочастотного аддитивного Гауссова шума

Image	σ^2	PGE	SE0	AIQRF	RDCT	BENNS
Baboon	25	56,23	76,6	10,3	3,7	3,1
	100	38,2	86,0	10,5	9,3	4,0
Barbara	25	34,0	13,0	1,9	2,4	0,9
	100	23,2	18,9	5,4	8,4	0,8
Bikes	25	24,1	31,8	2,8	1,8	0,4
	100	19,4	27,9	7,6	7,4	1,4
Grass	25	313,5	499,1	1239	1,3	1,4
	100	215,9	385,0	974,3	8,2	7,6
Homog	25	1,8	1,2	1,1	1,9	0,1
	100	7,3	7,4	4,6	7,5	0,3
Lena	25	3,4	6,9	1,9	2,2	0,4
	100	8,3	7,4	5,4	7,7	0,7

В табл. 10 и 11 приведены значения PSNR и PSNR-HVS-M для фильтрации с использованием полученных оценок параметров шума.

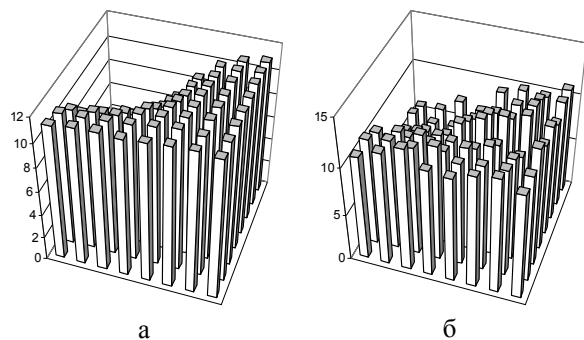


Рис. 3. ДКП-спектр высокочастотного шума (значения σ_{ij}) для $\sigma^2=100$: а – истинные, б – оцененные BEENS для изображения Lena

Таблица 10

Результаты фильтрации (PSNR, Δ PSNR, дБ) для высокочастотного аддитивного Гауссова шума

Image	σ^2	Шум	PGE	SE0	AIQRF	RDCT	BENNS
Baboon	25	34,15	-4,14	-4,73	-0,73	+0,45	+0,58
	100	28,11	+0,39	-0,96	+1,95	+2,07	+2,55
Barbara	25	34,16	+1,85	+3,27	+4,68	+4,59	+4,96
	100	28,12	+5,77	+6,00	+6,90	+6,68	+7,55
Bikes	25	34,15	+0,04	-0,57	+2,89	+3,09	+3,34
	100	28,17	+3,14	+2,64	+4,14	+4,17	+4,87
Grass	25	34,19	-10,38	-12,11	-15,09	+0,32	+0,31
	100	28,21	-5,03	-6,69	-9,23	+0,67	+0,71
Lena	25	34,15	+4,21	+3,66	+4,57	+4,48	+5,08
	100	28,14	+7,71	+7,77	+7,92	+7,75	+8,73

Таблица 11

Результаты фильтрации (PSNR-HVS-M, Δ PSNR-HVS-M, дБ) для высокочастотного Гауссова шума

Image	σ^2	Шум	PGE	SE0	AIQRF	RDCT	BENNS
Baboon	25	46,20	-12,56	-13,52	-6,74	-4,13	-3,76
	100	36,82	-5,69	-7,96	-2,76	-2,49	-0,36
Barbara	25	42,45	-4,21	-1,99	+0,87	+0,57	+2,48
	100	34,50	+0,91	+1,30	+3,52	+2,70	+6,18
Bikes	25	46,09	-6,75	-7,83	-0,45	+0,42	+3,08
	100	36,92	-2,52	-3,44	-0,33	-0,27	+3,17
Grass	25	54,25	-23,94	-27,81	-34,20	-0,09	-0,17
	100	42,90	-14,33	-17,90	-23,14	-1,12	-1,00
Lena	25	41,32	-0,21	-1,16	+0,51	+0,33	+2,78
	100	33,82	+2,98	+3,14	+3,70	+3,09	+6,71

Метод BENNS в сочетании с фильтрацией в данном случае приводит к ухудшению качества изображений Baboon и Grass на 1..3 дБ по критерию PSNR-HVS-M (для остальных методов ухудшение на 20..30 дБ), в то время как по критерию PSNR улучшение качества происходит для всех изображений. Интересно так же, что для изображения Bikes и дисперсии шума 25 по критерию PSNR методы AIQRF и BENNS обеспечивают примерно одинаковое улучшение качества - на 2,89 дБ и на 3,34 дБ соответственно. В то же время по критерию PSNR-HVS-M качество для AIQRF падает на 0,45 дБ, в то время как для BENNS увеличивается на 3,08 дБ.

В табл. 12 приведены значения отношения σ_1^2/σ_2^2 , по которому в предложенном методе принимается решение, к какому типу относить шум на изображении.

Таблица 12

Соотношения σ_1^2/σ_2^2 для BENNS

Image	Белый шум		Коррелир.		Высокочаст.	
	$\sigma^2=25$	$\sigma^2=100$	$\sigma^2=25$	$\sigma^2=100$	$\sigma^2=25$	$\sigma^2=100$
Baboon	1,40	1,27	5,41	13,5	1,08	0,87
Barbara	1,08	1,07	11,4	29,0	0,89	0,80
Bikes	1,13	1,04	21,6	79,9	0,84	0,77
Grass	2,21	1,35	24,1	69,0	1,85	1,06
Homog	0,98	0,95	152	336	0,76	0,78
Lena	1,11	1,00	14,1	30,0	0,85	0,82

Учитывая результаты фильтрации и данные табл. 12 порог для переключения в классификации между белым и коррелированным шумом можно выбирать в диапазоне 1,5 - 10.

Таблица 13

Процент недостоверных оценок для BENNS, %

Image	Белый шум		Коррелир.		Высокочаст.	
	$\sigma^2=25$	$\sigma^2=100$	$\sigma^2=25$	$\sigma^2=100$	$\sigma^2=25$	$\sigma^2=100$
Baboon	3,2	4,8	1,6	0,0	3,2	4,8
Barbara	4,8	4,8	1,6	0,0	3,2	7,9
Bikes	9,5	7,9	7,9	11,1	7,9	11,1
Grass	6,3	7,9	34,9	22,2	11,1	14,3
Homog	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
Lena	6,3	4,8	3,2	1,6	3,2	6,3

В табл. 13 приведено число аномальных оценок для метода BENNS для всех изображений и типов шума. Видно, что когда метод в сочетании с последующей фильтрацией был неработоспособен (изображение Grass), количество аномальных оценок превышало 10%. Это позволяет предсказывать такие ситуации, и, не фильтровать изображение, если это может привести к ухудшению его качества.

3. Анализ предложенным методом изображений системы AVIRIS

Одним из основных приложений для методов оценки параметров шума являются системы дистанционного зондирования Земли. Одной из таких систем является 224-канальная система авиационного базирования AVIRIS [16]. Данные пролетов для подобных систем занимают сотни и тысячи мегабайт, поэтому актуальной является задача автоматизации сжатия этих изображений.

Автоматический выбор шага квантования спектральных коэффициентов ДКП в таких методах [6] осуществляется на основании оценки параметров шума, и, чем точнее будет такая оценка, тем сильнее можно будет сжать изображение без внесения в него существенных потерь.

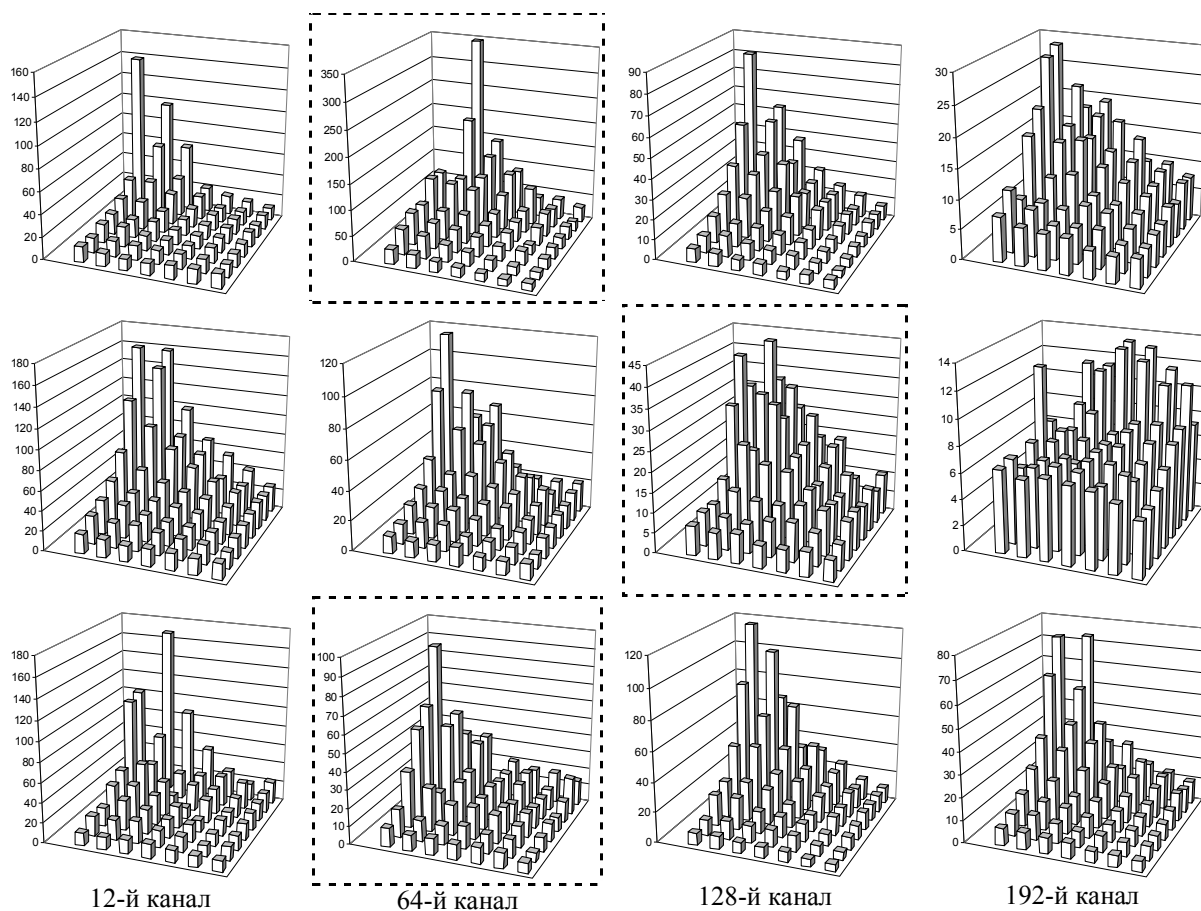


Рис. 4. Результаты оценки параметров шума предложенным методом для многоканальных изображений системы Aviris (Jasper Ridge - верхняя строка, Cuprite - средняя строка, Moffett Field - нижняя строка).

Кроме того, актуальной является и задача подавления шума на подобных изображениях, для решения которой так же нужна точная оценка типа шума и его параметров.

Возьмем три многоканальных изображения системы AVIRIS (Jasper Ridge, Cuprite и Moffett Field) и оценим предложенным методом характеристики шума на них для каналов 12, 64, 128 и 192 (рис. 4). Графики, соответствующие данным с более, чем 10% недостоверных оценок, обведены пунктирной линией.

Из анализа данных, приведенных на рис. 4, видно, что шум для изображений системы AVIRIS имеет неравномерный спектр. С большой степенью уверенности можно сделать вывод о высокой степени его пространственной корреляции. Также видно, что вид спектра шума является примерно одинаковым для всех каналов (для разных каналов лишь несколько меняется его дисперсия).

Число оцениваний параметров шума, при которых было получено более 10% аномальных оценок, для рассмотренного случая достаточно велико (3 из 12 или 25%), что, возможно, связано с невысокой степенью самоподобия у формируемых системой AVIRIS изображений. Это делает актуальным даль-

нейшее совершенствование метода, прежде всего, с целью повышения его точности и контроля достоверности получаемых результатов.

Заключение

В работе предложен новый эффективный метод слепой оценки характеристик аддитивного Гауссова шума с неравномерным спектром. Метод сохраняет работоспособность даже для изображений, на которых отсутствуют однородные участки. Получаемые параметры шума напрямую могут использоваться для задания порогов в ДКП-фильтре, а также в ДКП-ориентированных методах оценки визуального качества изображений.

Литература

1. Xiuping J. *Remote Sensing Digital Image Analysis, 4-rd edition* / J. Xiuping, J.A. Richards. – Berlin, Springer-Verlag, – 2006. – 439 p.
2. Еремеев О.И. *Мера информативности участков изображений* / О.И. Еремеев, Н.Н. Пономаренко // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2008. – № 6 (53). – С. 105-108.
3. *Application to Multispectral Images of a Blind Identification System for Blur, Additive, Multiplicative*

and Impulse Noises / M.-P. Carton-Vandecandelaere, B. Vozel, L. Klaine, K. Chehdi // Proc. of EUSIPCO, Toulouse, France, 3–6 Sept. 2002. – Vol. III. – P. 283-286.

4. Blind evaluation of noise variance in images using myriad operation / S.K. Abramov, V.V. Lukin, A.A. Zelensky, J.T. Astola // Proc. of IS&T/SPIE Intern. Conf. on Image Proc.: Algorithms and Systems, San Jose, USA, 21–23 Jan. 2002. – SPIE 4667. – P. 192-203.

5. Blind evaluation of additive noise variance in textured images by nonlinear processing of block DCT coefficients / N.N. Ponomarenko, V.V. Lukin, S.K. Abramov, K.O. Egiazarian, J.T. Astola // Proc. of Int. Conf. Image Proc.: Algor. and Systems II, Santa Clara, USA, 20–24 Jan. 2003. – SPIE Vol. 5014. – P. 178-189.

6. An Automatic Approach to Lossy Compression of AVIRIS Images / N.N. Ponomarenko, V.V. Lukin, M.S. Zriakhov, A. Kaarna, J.T. Astola, // IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Barcelona Spain, 23–27 July 2007. – P. 472-475.

7. Nadadur D. A Bayesian framework for noise covariance estimation using the facet model / D. Nadadur, R.M. Haralick, D.E. Gustafson // IEEE Trans. of Image Proc. – 2005. – Vol. 14, issue 11. – P. 1902-1917.

8. Improved minimal inter-quantile distance method for blind estimation of noise variance in images / V.V. Lukin, S.K. Abramov, A.A. Zelensky, J. Astola, B. Vozel, K. Chehdi // Proceedings of SPIE Conf. Image and Signal Processing for Remote Sensing, Florence, Italy, 18–19 Sep. 2007. – SPIE Vol. 6748. – P. 1-12.

9. Segmentation-based method for blind evaluation of noise variance in images / V. Lukin, S. Abramov,

B. Vozel, K. Chehdi, J. Astola // SPIE Journal on Applied Remote Sensing. – 2008. – Vol. 2. – P. 1-15.

10. Image filtering based on discrete cosine transform / V.V. Lukin, R. Oktem, N. Ponomarenko, K. Egiazarian // Telecommunications and Radio Engineering. – 2007. – Vol. 66, No. 18. – P. 1685-1701.

11. Adaptive DCT-based filtering of images corrupted by spatially correlated noise / V. Lukin, N. Ponomarenko, K. Egiazarian, J. Astola // Proc. SPIE Conference Image Processing: Algorithms and Systems VI, San Jose, USA, 27 Jan. 2008. – Vol. 6812. – P. 1-12.

12. On between-coefficient contrast masking of DCT basis functions [Электронный ресурс] / N. Ponomarenko, F. Silvestri, K. Egiazarian, M. Carli, J. Astola, V. Lukin // Proc. of the Third Int. Workshop on Video Proc. and Quality Metrics. – Scottsdale, USA, 25–26 January 2007. – 4 p. 1 электрон. опт. диск (CD-ROM); 12 см.

13. Foi A. Practical denoising of clipped or overexposed noisy images / A. Foi // Proc. 16th European Signal Process. Conf., EUSIPCO 2008, Lausanne, Switzerland, 23–24 Aug. 2008. – P. 1-5.

14. Anisotropic Nonparametric Image Restoration DemoBox [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.cs.tut.fi/~lasip/2D> (2009).

15. Набор тестовых изображений [Электронный ресурс] / 2009. – Режим доступа: <http://ponomarenko.info/testset1.zip>.

16. AVIRIS Home page, [Электронный ресурс] / 2009. – Режим доступа: <http://aviris.jpl.nasa.gov>.

Поступила в редакцию 2.04.2009

Рецензент: д-р техн. наук, проф., проф. кафедры проектирования радиоэлектронных систем летательных аппаратов В.К. Волосюк, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ".

МЕТОД СЛІПОЇ ОЦІНКИ ХАРАКТЕРИСТИК АДИТИВНОГО ГАУСОВСЬКОГО ШУМУ З НЕРІВНОМІРНИМ СПЕКТРОМ

М.М. Пономаренко

Запропоновано новий ефективний метод сліпої оцінки характеристик адитивного Гаусівського шуму на зображеннях. Оцінювання параметрів шуму здійснюється у просторі коефіцієнтів дискретного косинусного перетворення. Результатом роботи метода є матриця оцінок дисперсії шуму для коефіцієнтів дискретного косинусного перетворення, яку можливо використовувати як для автоматичного вибору порогів фільтру для подавлення шуму, так і у методах оцінки якості зображень за відсутності еталону. Показано, що метод забезпечує гарну точність оцінки параметрів шуму навіть для зображень, на яких є відсутніми однорідні ділянки.

Ключові слова: сліпа оцінка параметрів, просторово корельований шум, фільтрація шуму.

METHOD OF BLIND ESTIMATION OF PARAMETERS OF ADDITIVE GAUSSIAN NOISE WITH NON-UNIFORM SPECTRUM

N.N. Ponomarenko

A new effective method of blind estimation of parameters of additive Gaussian noise is proposed. The parameters estimation implements in discrete cosine transform space. As a result of estimation a matrix of estimates of noise variance for discrete cosine transform coefficients is obtained. It is possible to directly use this matrix in DCT based image denoising as well as for non-reference image quality assessment. It is shown the method provides a good precision of noise parameters estimation even for highly textured images.

Key words: blind parameters estimation, spatially correlated noise, image denoising.

Пономаренко Николай Николаевич – канд. техн. наук, докторант кафедры «Прием, передача и обработка сигналов» Национального аэрокосмического университета им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: nikolay@ponomarenko.info.