

УДК 621.3:681.34

Ю.Н. КОВАЛЕНКО, В.В. ЛУКИН, Д.В. ФЕВРАЛЕВ

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

ЛОКАЛЬНО-АДАПТИВНАЯ ФИЛЬТРАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ РОБАСТНЫХ ИНДИКАТОРОВ НЕГАУССОВЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ

Для повышения качества изображений предложен локально-адаптивный фильтр на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП) с применением детектора границ и неоднородностей, использующего индикатор негауссовых распределений - робастный коэффициент эксцесса значений ДКП-коэффициентов блоков. Проанализирована эффективность предложенного подхода и даны рекомендации по выбору параметров алгоритма фильтрации. Наряду с эффективным подавлением нестационарных помех с априорно неизвестной локальной дисперсией на однородных и неоднородных участках, достигается хорошее сохранение границ, малоразмерных объектов и текстуры.

Ключевые слова: ДКП-фильтр, детектор неоднородностей, робастный коэффициент эксцесса, локально-активная обработка.

Введение

Изображение – это тип данных, широко используемый, обрабатываемый и анализируемый в современных телекоммуникационных и следящих системах, комплексах дистанционного зондирования аэрокосмического базирования и многих других приложениях [1 – 3]. Однако, искажения и помехи, присутствующие на изображении, негативно сказываются как на их визуальном восприятии, так и на эффективности процедур дальнейшей классификации и распознавания объектов. Поэтому для повышения качества изображений применяют различные методы фильтрации. Среди существующих в настоящее время методов фильтрации изображений нет универсальных, которые можно было бы с достаточной эффективностью применять для разнообразных типов изображений и при воздействии различных видов помех [2, 3]. Большинство существующих фильтров ориентированы на подавление заранее известного типа помех с априорно известными или оцененными характеристиками. Среди них наиболее эффективными являются фильтры на основе ортогональных преобразований [4 – 6] и локально-адаптивные фильтры [3, 6 – 8].

На многих реальных изображениях присутствуют нестационарные помехи сложного вида с априорно неизвестными характеристиками. Например, такая ситуация характерна для изображений гиперспектральной системы дистанционного зондирования авиационного базирования AVIRIS, для которой сведения о характере помех и их статистические характеристики (зависимости дисперсии от локаль-

ного среднего) неизвестны. Нестационарность сигнальной составляющей обрабатываемых изображений (наличие резких перепадов и мелких деталей) и неопределенность свойств помех приводят к тому, что применение для их обработки линейных и нелинейных неадаптивных методов фильтрации [3, 9] не приводит к удовлетворительным результатам. Таким образом, актуальной является задача разработки новых алгоритмов, которые были бы способны обеспечить высокоэффективную обработку в условиях воздействия помех сложного вида (например, смеси аддитивных и сигнально-зависимых помех) при отсутствии априорных сведений, как о характеристиках этих помех, так и особенностях обрабатываемых изображений.

Для эффективного применения методов фильтрации на основе ортогональных преобразований, в частности, дискретного косинусного преобразования (ДКП), работающего в блоках ограниченного размера [6, 7], целесообразно оценивать характеристики нестационарных помех локально, в блоках. Одна из первых попыток использовать такой подход описана в работе [10] для подавления помех в биспектральной области при восстановлении формы сигналов. Позднее, в [11 – 13] аналогичные подходы применены и для повышения качества обработки изображений. Показано, что одновременно с оценением дисперсии помех в блоках целесообразно использовать показатели локальной активности (ПЛА) для обнаружения локально-активных участков (границ площадных объектов, текстуры, мелких объектов). Однако задача выбора наилучшего ПЛА и определения квазиоптимальных параметров соот-

ветствующих локально-адаптивных фильтров продолжает оставаться актуальной. В связи с этим в данной работе основное внимание уделено анализу свойств ПЛА на основе робастного коэффициента эксцесса [14], исследованию эффективности предложенных методов по набору тестовых изображений, выработке практических рекомендаций по установке настроечных параметров фильтров и их сравнению с эффективностью известных фильтров, применяемых в рассматриваемых ситуациях.

1. Детектор неоднородностей на основе робастного коэффициента эксцесса

Основой локально-адаптивной фильтрации является обнаружение (распознавание) и локализация локально-пассивных (однородных) и локально-активных (неоднородных) участков изображений [3, 8] с помощью ПЛА. Такой подход обусловлен тем, что для локально-пассивных и локально-активных участков отличаются приоритеты требований к фильтрации и, соответственно, для них наиболее эффективны различные фильтры или фильтры с различными параметрами.

В ходе развития теории локально-адаптивной фильтрации анализировалось множество параметров, вычисляемых локально, в скользящем окне или блоке. Для различных заранее известных типов помех определены эффективные детекторы границ и неоднородностей, даны рекомендации по выбору их параметров в зависимости от статистических характеристик (ПРВ, дисперсии) помех [3, 8, 15]. Известны различные детекторы границ, которые могут использоваться в качестве ПЛА [2, 16].

Проблема в рассматриваемой ситуации нестационарных помех заключается в том, что большинство известных детекторов границ неприменимы или, по крайней мере, неэффективны [17] в связи с тем, что эти детекторы ориентированы под конкретный тип помех. Поэтому нужны ПЛА, основанные на других принципах, чем большинство известных детекторов границ.

Основная идея, используемая ниже, заключается в следующем. Предположим, что на однородных участках изображения присутствует нестационарный пространственно-некоррелированный гауссов шум или помеха, ПРВ которой близка к гауссовой. Тогда различные способы проверки данных в скользящем окне или блоке на гауссовость (нормальность) с той или иной надёжностью могут быть использованы для различения на изображении однородных и неоднородных участков. Отметим, что при пространственно-некоррелированных помехах коэффициенты ортогональных преобразований на однородных участках изображений также имеют гаус-

сово распределение [18] даже если ПРВ помех в пространственной области не гауссово, а, например, Релея или Пуассона. Это свойство является преимуществом подхода к анализу статистических характеристик выборок данных в области коэффициентов ортогональных преобразований.

Если же данное положение скользящего окна (блока ДКП) соответствует неоднородному участку (захватывает границу площадных объектов, мало-размерную деталь или текстуру), то влияние сигнальной составляющей изображений проявляется в негауссовости выборок как значений зашумленного изображения в пространственной области, так и выборки значений коэффициентов ДКП.

Как известно [3], негауссовость проявляет себя в неравенстве нулю (значительном отличии от нуля) значений асимметрии и эксцесса, что используется во многих тестах на гауссовость выборки данных. Однако для выполнения многих тестов необходимо или желательно заранее знать математическое ожидание и дисперсию помех, что невозможно при анализе выборок для скользящего окна для изображений, искаженных нестационарными помехами. Вместе с тем, существуют так называемые устойчивые (робастные) оценки асимметрии и эксцесса, которые не требуют априорных сведений о математическом ожидании и дисперсии выборки данных [14, 11]. Робастный (процентильный) коэффициент эксцесса (ПКЭ) имеет следующий общий вид:

$$P = (X_{75} - X_{25}) / (2(X_{90} - X_{10})), \quad (1)$$

где X_k обозначает k -й процентиль исследуемых данных. Поскольку ниже полагается, что будет применен ДКП-фильтр с размером блока 8×8 пикселей, процентили могут быть заменены соответствующими порядковыми статистиками значений ДКП-коэффициентов в блоке. Тогда P для выборки значений ДКП-коэффициентов может быть вычислен как:

$$P_{mn} = (X_{mn}^{(48)} - X_{mn}^{(16)}) / 2(X_{mn}^{(58)} - X_{mn}^{(6)}), \quad (2)$$

где $X_{mn}^{(i)}$ i -я порядковая статистика выборки значений $(D_{mn}(k,l), k=0, \dots, 7, l=0, \dots, 7)$ ДКП - коэффициентов, где m, n – координаты левого верхнего пикселя данного блока на изображении. При расчете не учитывается ДКП-коэффициент $D_{mn}(0,0)$, который соответствует постоянной составляющей.

Как показано в [19], для выборок данных, соответствующих гауссову распределению, то есть для блоков, принадлежащих однородным участкам изображений, величина P примерно равна 0,26. Значение P уменьшается для выборок данных, имеющих распределения с более тяжелыми хвостами, которые характерны для ДКП-коэффициентов в неоднородных блоках. Это свойство ПКЭ (2) позволяет обна-

руживать блоки, соответствующие неоднородным участкам изображений.

При разработке детектора неоднородностей на основе ПКЭ учтем следующее свойство детекторов границ. Исторически сложилось так, что для большинства ПЛА и детекторов границ значения соответствующих локальных параметров достаточно малы на однородных участках изображения и весьма велики в области границ (неоднородностей) [2, 15, 16]. Поэтому, опираясь на выражение (2), представим модификацию детектора границ на основе ПКЭ в виде:

$$E_{mn}^{DCT} = (X_{mn}^{(58)} - X_{mn}^{(6)}) / (X_{mn}^{(48)} - X_{mn}^{(16)}). \quad (3)$$

Очевидно, что в силу свойства порядковых статистик $X^{(1)} \leq X^{(2)} \leq \dots \leq X^{(63)}$ значение E_{mn}^{DCT} не может быть меньше единицы, а для выборки данных с гауссовой ПРВ среднее значение этого параметра примерно равно двум.

Обычно выход детектора границ (неоднородностей) или значения ПЛА представляют в виде бинарной карты:

$$\text{Det}_{mn} = \begin{cases} 1, & \text{если } E_{mn}^{DCT} < T_{DCT}, \\ 0, & \text{если } E_{mn}^{DCT} \geq T_{DCT}, \end{cases} \quad (4)$$

где T_{DCT} – соответствующий порог.

На рис. 1 представлена гистограмма значений параметров E_{mn}^{DCT} для всех (перекрывающихся) блоков изображения «Lenna», искаженного аддитивной гауссовой помехой. Очевидно, что для этой гистограммы выполняются указанные выше свойства.

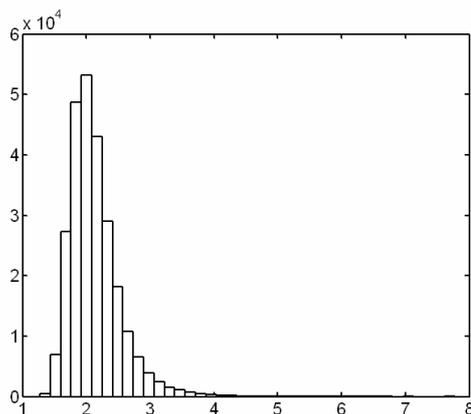


Рис. 1. Гистограмма значений E_{mn}^{DCT} для изображения «Lenna»

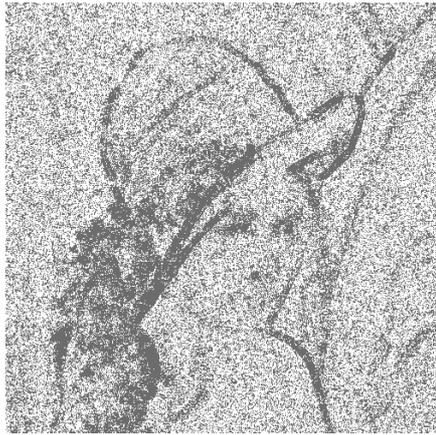
Мода гистограммы соответствует значениям E_{mn}^{DCT} для однородных участков, поэтому для детектора неоднородностей порог T_{DCT} необходимо брать большим, чем значение моды гистограммы.

Применим данный детектор неоднородностей к изображению, к которому искусственно добавлен аддитивный пространственно некоррелированный гауссов шум с нулевым математическим ожиданием и дисперсией, равной 100, и визуально оценим качество обнаружения локально-активных (ЛА) участков. При этом значение порога T_{DCT} будем задавать равным 2,1; 2,3; 2,5. На рис. 2 представлены результаты обнаружения ЛА участков на тестовом изображении «Lenna» (рис. 3). Темные пиксели соответствуют обнаруженным ЛА участкам.

Как можно видеть, предложенный детектор достаточно хорошо обнаруживает ЛА участки. Увеличение порога T_{DCT} приводит к уменьшению числа ложных срабатываний, но при этом ухудшается качество обнаружения неоднородных участков. Следует отметить, что результат работы рассматриваемого детектора не совсем соответствует требованиям, обычно предъявляемым к детекторам границ, в частности, обеспечивать точную локализацию границ. Применение детектора (4) приводит к тому, что фактически обнаруживаются не только пиксели, непосредственно принадлежащие к границам, но и их окрестности. Для задач обнаружения границ в традиционной постановке такой результат неприемлем, однако для локально адаптивной фильтрации такие свойства выходных сигналов детектора могут быть полезным, поскольку позволяют идентифицировать окрестность границы, для которой целесообразно устанавливать параметры фильтра с учетом возможного наличия неоднородности изображения (наличия границы, малоразмерной детали или текстуры в данном блоке).

2. Локально-адаптивный ДКП-фильтр

Фильтрация на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП) является одним из наиболее эффективных подходов повышения качества зашумленных изображений [6, 7]. Метод характеризуется высокой степенью подавлением помех на однородных участках, неплохим сохранением границ и хорошими текстурно-сохраняющими свойствами. Первоначально ДКП-фильтр был разработан для подавления аддитивной гауссовой помехи с известной дисперсией шума. Основной принцип ДКП-фильтрации состоит в следующем. Для каждого положения блока изображения рассчитывают коэффициенты ДКП, которые затем сравниваются с определенным образом рассчитанными порогами. В результате сравнения наименьшие по амплитуде значения коэффициентов ДКП, которые обычно соответствуют помехам, обнуляются, а остальные коэффициенты остаются неизменными.



а



б



в

Рис. 2. Примеры обнаружения ЛА участков на изображении «Lenna», искаженного гауссовым шумом: результаты обнаружения при $T_{DCT}=2,1$ (а); $T_{DCT}=2,3$ (б); $T_{DCT}=2,5$ (в)

Затем выполняют обратное ДКП и, если используется обработка в перекрывающихся блоках, то одноименные отфильтрованные отсчеты, полученные при разных положениях блоков, усредняют.



Рис. 3. Тестовое изображение «Lenna»

Для аддитивной гауссовой помехи порог вычисляется в соответствии с формулой (5):

$$W=k\sigma_{add}, \quad (5)$$

где σ_{add} значение среднеквадратического отклонения помехи для всего изображения, k настроечный параметр.

В дальнейшем были разработаны модификации ДКП-фильтра, способные подавлять как гауссов шум с неизвестной дисперсией, так и другие типы помех (например, сигнально-зависимые). В частности был предложен фильтр с оцениванием величины дисперсии $\bar{\sigma}_{mn}^2$ в каждом блоке [10] в области ДКП-коэффициентов как

$$\bar{\sigma}_{mn}^2=(1,483\text{med}(|D_{mn}(k,l)|))^2, \quad (6)$$

где $\text{med}(\cdot)$ означает определение медианы выборки данных. При этом рекомендовалось значение порога рассчитывать как $W_{mn}=2,6\bar{\sigma}_{mn}$. Выражение (6) описывает первый механизм локальной адаптации – к свойствам нестационарной помехи.

Однако наряду с эффективным подавлением помех на однородных участках для ДКП-фильтра на основе (6) наблюдались эффекты «перефильтрации» для участков, содержащих текстуру и мелкоразмерные объекты. Это связано с тем, что значение оценок дисперсии (6) для таких участков оказывается завышенным.

Вследствие этого «завышенным» оказывается и значение $W_{mn}=2,6\bar{\sigma}_{mn}$ для ЛА блоков. Для уменьшения степени вносимых искажений необходимо уменьшать значение параметра k , которое ранее (в работе [10]) выбиралось фиксированным. Однако, уменьшение k , в свою очередь, приводит к снижению эффективности фильтрации на однородных участках.

Следовательно, для повышения эффективности ДКП-фильтрации целесообразно использовать дополнительный механизм локальной адаптации, теперь уже к локальным свойствам самого обрабатываемого изображения. Один из возможных вариантов - уменьшение параметра k для ЛА участков, чтобы компенсировать завышенную оценку дисперсии (6). Таким образом, значение k становится не постоянным, а зависит от координат блока и свойств сигнальной составляющей изображения в нем.

Обнаружить ЛА участки можно, используя детектор неоднородностей, описанный в предыдущем разделе.

Простейший вариант расчета параметров локально-адаптивного фильтра описывается следующим выражением

$$k_{mn} = \begin{cases} 2,6, & \text{если } E_{mn}^{DCT} < T_{DCT}, \\ k_{det}, & \text{если } E_{mn}^{DCT} > T_{DCT}, \end{cases} \quad (7)$$

где $k_{det} \leq 2,6$.

Таким образом, для разработанного локально-адаптивного фильтра есть два параметра, которые необходимо выбрать или оптимизировать – k_{det} и T_{DCT} . Проведем исследование эффективности фильтрации, варьируя значения этих параметров в определенных пределах. В частности, рассмотрим три значения T_{DCT} (2,1; 2,3 и 2,5) и восемь значений k_{det} в пределах от 0,7 до 2,6.

В табл. 1 – 3 представлены результаты фильтрации тестовых изображений, зашумленных аддитивным шумом с гауссовым законом распределения, нулевым математическим ожиданием и дисперсией равной 100, а также результаты восстановления изображений искаженных пуассоновским шумом. При этом полагалось, что тип шума и его статистические характеристики (дисперсия) априорно неизвестны. Два различных типа шума рассматривались для того, чтобы показать применимость разработанного метода для различных ситуаций. Анализ проводился для стандартного набора тестовых изображений.

Таблица 1

Результаты обработки тестовых изображений (значения СКОш), зашумленных аддитивным гауссовым шумом и пуассоновым шумом, при $T_{DCT}=2,1$

$T_{DCT}=2,1$	«Baboon»		«Goldhill»		«Pepper»		«Barbara»		«Lenna»	
	Gaussian	Poisson								
k_{det}										
2,6	179,60	187,98	42,62	43,30	27,08	28,05	34,00	36,06	23,40	24,21
2,3	155,00	163,11	39,24	39,99	25,64	26,78	30,18	32,15	21,98	22,98
2,0	130,92	138,98	36,11	37,00	24,47	25,86	27,57	29,48	21,08	22,36
1,7	108,50	116,76	33,86	34,87	23,98	25,78	26,58	28,57	21,12	22,77
1,4	90,10	98,80	33,10	34,37	24,60	26,92	27,72	29,97	22,42	24,58
1,1	77,57	87,01	34,01	35,52	26,25	29,09	31,04	33,72	24,81	27,51
0,9	72,66	82,83	35,35	37,00	27,79	30,92	34,4	37,44	26,91	29,89
0,7	70,44	81,35	37,03	38,82	29,51	32,88	38,49	41,91	29,2	32,42
СКОш _{ВХ}	99,7	130,4	100,09	111,55	100,35	120,47	100,32	111,92	100,3	123,62

Таблица 2

Результаты обработки тестовых изображений (значения СКОш), зашумленных аддитивным гауссовым шумом и пуассоновым шумом, при $T_{DCT}=2,3$

$T_{DCT}=2,3$	«Baboon»		«Goldhill»		«Pepper»		«Barbara»		«Lenna»	
	Gaussian	Poisson	Gaussian	Poisson	Gaussian	Poisson	Gaussian	Poisson	Gaussian	Poisson
k_{det}										
2,6	179,59	187,19	42,24	43,35	27,14	28,17	33,99	35,89	23,33	24,31
2,3	160,78	168,63	39,87	40,97	26,00	27,08	30,74	32,58	22,13	23,21
2,0	141,95	150,09	37,51	38,60	24,90	26,08	28,25	30,07	21,13	22,29
1,7	124,27	132,64	35,48	36,60	24,05	25,33	26,75	28,61	20,49	21,80
1,4	109,50	118,18	34,06	35,25	23,59	25,0	26,45	28,46	20,36	21,83
1,1	98,314	107,44	33,40	34,61	23,58	25,05	27,49	29,68	20,76	22,36
0,9	92,979	102,37	33,33	34,55	23,81	25,31	28,97	31,31	21,33	23,00
0,7	89,391	99,02	33,50	34,72	24,19	25,71	31,01	33,49	22,07	23,81
СКОш _{ВХ}	99,92	130,14	99,55	111,85	99,65	120,5	100,3	112,59	100,08	124,30

Таблица 3

Результаты обработки тестовых изображений (значения СКОш), зашумленных аддитивным гауссовым шумом и пуассоновым шумом, при $T_{DCT}=2,5$

$T_{DCT} = 2,5$	«Baboon»		«Goldhill»		«Pepper»		«Barbara»		«Lenna»	
k_{det}	Gaussian	Poisson	Gaussian	Poisson	Gaussian	Poisson	Gaussian	Poisson	Gaussian	Poisson
2,6	179,96	187,50	42,25	43,30	27,26	28,29	33,44	36,01	23,57	24,43
2,3	166,96	175,07	40,70	41,77	26,43	27,50	30,90	33,46	22,65	23,53
2,0	153,87	162,52	39,13	40,24	25,59	26,70	28,85	31,40	21,82	22,72
1,7	141,97	151,02	37,72	38,88	24,86	26,01	27,48	30,04	21,17	22,10
1,4	131,87	141,39	36,61	37,83	24,32	25,49	26,83	29,42	20,75	21,71
1,1	123,75	133,69	35,83	37,09	23,98	25,16	27,00	29,63	20,63	21,59
0,9	119,47	129,65	35,49	36,76	23,89	25,06	27,61	30,26	20,71	21,66
0,7	116,22	126,62	35,28	36,56	23,89	25,07	28,60	31,26	20,92	21,86
СКОш _{ВХ}	100,04	130,40	99,55	111,9	100,32	120,2	99,54	112,7	99,54	124,4

В качестве критерия эффективности фильтрации использовалась среднеквадратическая ошибка (СКОш) на выходе фильтра, рассчитанная как

$$СКОш = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (I_{ij}^f - I_{ij}^{true})^2 / IJ, \quad (8)$$

где I_{ij}^f – ij -й отсчет изображения на выходе фильтра, I_{ij}^{true} – истинное значение ij -го отсчета. Также в таблицах приведены значения дисперсий для зашумленных изображений (СКОш_{ВХ}). В результате анализа полученных данных можно сделать следующие выводы:

1) для четырех тестовых изображений (за исключением изображения Baboon) даже при $k_{det}=2,6$, то есть, если не используется второй механизм локальной адаптации, значения СКОш на выходе меньше СКОш_{ВХ} – очевиден положительный эффект фильтрации;

2) значения СКОш существенно зависят от выбора параметров фильтра и обрабатываемого изображения; однако для разных изображений оптимальные значения порогов (при которых достигаются минимальные значения СКОш) не совпадают;

3) для четырех из пяти тестовых изображений (исключая Baboon) минимальные значения СКОш имеют место при $T_{DCT}=2,3$, но разных значениях k_{det} ; при этом для относительно простых по своей структуре изображений («Lenna», «Barbara», «Peppers») желательно использовать значения k_{det} порядка 1,5, а для более сложных изображений – меньшие значения k_{det} ; поэтому на практике рекомендуется использовать $k_{det}=1,1$;

4) более эффективное подавление шумов достигается для менее сложных тестовых изображений;

5) предложенный адаптивный ДКП-фильтр эффективен как в случае воздействия аддитивного гауссова шума, так и в случае пуассоновского шума; это позволяет с большой степенью уверенности предположить, что он применим для подавления нестационарных помех;

6) применение описанного подхода позволяет обеспечить уменьшение СКОш в 2,5...4,5 раза по сравнению с исходным (зашумленным) изображением, и в 1,3...1,7 раза по сравнению со случаем при $k=const$ как для гауссового, так и для пуассоновского шума.

На рис. 4 представлено тестовое изображение «Goldhill» (рис.4, а), и реализация, искаженная гауссовым шумом (рис.4, б). Визуализированные результаты обработки этого изображения предлагаемым подходом приведены на рис. 5 ($T_{DCT}=2,3$).

Анализируя приведенные изображения, видно, что контрастные границы площадных объектов, текстурных участков и мелкие детали изображения сохранены достаточно хорошо. Использование локально-адаптивного фильтра позволяет значительно улучшить качество обрабатываемых изображений. Границы, текстура и малоразмерные объекты хорошо сохранены, а помехи эффективно подавлены для различных типов фрагментов изображения.

Проведем сравнение эффективности разработанного локально-адаптивного ДКП-фильтра с другими методами фильтрации, применимыми для подавления нестационарных помех. Одним из лучших на данный момент фильтров является фильтр Кервранна, описанный в работе [20]. В статье [20] показано, что этот фильтр превосходит большинство известных методов сглаживания изображений и приведены результаты численного моделирования для большого числа тестовых изображений и дисперсий аддитивных гауссовых помех.



а



а



б



б

Рис. 4. Тестового изображения «Goldhill»: а - исходное изображение, б - зашумленное гауссовым шумом

Рис. 5. Результаты обработки зашумленного изображения «Goldhill»: а – при $k_{det}=1,1$, б – при $k=Const=2,6$ (г).

Эффективность фильтрации в работе [20] характеризуется пиковым отношением сигнал-шум (PSNR), которое рассчитывается как

$$PSNR = 10 \lg \left(255^2 / \left[\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (f_{ij}^f - f_{ij}^{true})^2 / IJ \right] \right), \quad (9)$$

В табл. 4 представлены значения PSNR (дБ), полученные при использовании разработанного нами локально-адаптивного ДКП-фильтра (ЛА-ДКП) с рекомендованными ранее значениями порогов ($T_{DCI}=2,3$, $k_{det}=1,1$) и приведенные в работе [20] для фильтра Кервранна (ФК). Дисперсия аддитивных помех равна 100.

Таблица 4

Результаты обработки тестовых изображений (PSNR, дБ)

Тестовое изображение	ЛА-ДКП	ФК
«Lenna»	34,96	35,18
«Barbara»	33,74	33,79
«Peppers»	34,40	34,07

Анализируя полученные результаты, можно сделать вывод, что при отсутствии априорных данных о характере шума, результаты фильтрации модифицированным локально-адаптивным ДКП-фильтром не уступают результатам, полученным при использовании фильтра Кервранна. При этом фильтр Кервранна характеризуется низким быстродействием, а предложенный нами алгоритм основывается на стандартных быстрых операциях ДКП в блоках 8x8 и сортировки выборок данных небольшого размера (63 элемента).

Заключение

Для повышения эффективности фильтрации изображений, искаженных нестационарными помехами, предложено применять модифицированный локально-адаптивный ДКП-фильтр с использованием робастного индикатора негауссовых распределений на основе ПКЭ. Локально-адаптивный подход предусматривает уменьшение порога фильтрации в окрестностях ЛА участков.

Предложенный подход позволяет значительно улучшить качество обработанного изображения по сравнению с вариантами без использования этого индикатора. Наряду с эффективным подавлением помех, как на однородных, так и на неоднородных участках, достигается хорошее сохранение границ, малоразмерных объектов и текстуры. Применение описанного алгоритма позволяет получить улучшение по критерию СКОш в 2,5...4,5 раза по сравнению с необработанным изображением, и в 1,3...1,7 раза по сравнению со случаем при $k=\text{const}$. Также данный метод по критерию PSNR не уступает наилучшим из известных на данный момент методов обработки, превосходя их по быстройдействию.

Литература

1. Bovik. A. *Handbook of Image and Video Processing*. / A. Bovik. – USA, Academic Press, 2000. – 1429 p.
2. Pratt W.K. *Digital Image Processing. Fourth Edition*. / W.K. Pratt – NY.: Wiley-Interscience (USA), – 2007. – 782 p.
3. *Обработка случайных сигналов и процессов: учеб. пособие*. / А.Н. Беседин, А.А. Зеленский, Г.П. Кулемин, В.В. Лукин. – Харьков: Нац. аэрокосм. ун-т «Харьк. авиац. ин-т», 2006. – 469 с.
4. Donoho D.L. *De-noising by Soft Thresholding* / D.L. Donoho // *IEEE Trans. on Information Theory*. – 1995. – Vol. IT-41, No 3. – P. 613-627.
5. Sendur L. *Bivariate Shrinkage Functions for Wavelet Based Denoising Exploiting Interscale Dependency* / L. Sendur, I. W. Selesnick // *IEEE Trans. on Signal Processing*. – Nov. 2002. – vol. 50, no. 11. – P. 2744-2756.
6. Foi A. *Pointwise Shape-Adaptive DCT Image Filtering and Signal-Dependent Noise Estimation: Thesis for the degree of Doctor of Technology* / Alexandro Foi. – Tampere University of Technology, Tampere, (Finland). – 2007. – P. 194.
7. *Locally Adaptive DCT Filtering for Signal-Dependent Noise Removal* / R. Oktem, K. Egiazarian, V. Lukin, N. Ponomarenko, O. Tsymbal // *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*. – 2007. – Article ID 42472. – 10 p.
8. *Локально-адаптивные устойчивые алгоритмы обработки изображений* / А.А. Зеленский, Г.П. Кулемин, В.В. Лукин, В.П. Мельник. – Х.: Изд-во ИРЭ АН Украины, Препринт №93, 1993. – 143 с.
9. Astola J. *Fundamentals of Nonlinear Digital Filtering*. // J. Astola, P. Kuosmanen. – N.Y. Boca Raton (USA): CRC Press LLC, – 1997. – 276 p.
10. *Combined bispectrum filtering technique for signal shape estimation with DCT based adaptive filter* / D.V. Fevrale, V.V. Lukin, A.V. Totsky, K. Egiazarian, J. Astola // *The 2006 International Workshop on Spectral Methods and Multirate Signal Processing, «SMMSP 2006», sept. 2–3, 2006. – Florence, Italy. – 2006. – P. 133–140.*
11. Роечко А.А. *Применение устойчивых оценок параметров выборок данных при обработке изображений* / А.А. Роечко, Д.В. Фебралев, Н.Н. Пономаренко, В.В. Лукин // *Восточноевропейский журнал передовых технологий*. – 2007. – № 3/2 (27). – С. 21–31.
12. *Edge Detection and Filtering of Images Corrupted by Nonstationary Noise Using Robust Statistics* / N. Ponomarenko, D. Fevrale, A. Roenko, S. Krivenko, V. Lukin, I. Djurovic // *Proceedings of the X-th International Conference CADSM 2009, Polyana - Svalyava, Ukraine. - 2009. - P.129-136.*
13. *Local adaptive filtering of images corrupted by nonstationary noise* / V.V. Lukin, D.V. Fevrale, N.N. Ponomarenko, O.B. Pogrebnyak, K.O. Egiazarian, J.T. Astola // *SPIE Proceedings of the Conference Image Processing: Algorithms and Systems VII*. – Jan. 2009. – San Jose, USA. – Vol. 7245. – 2009. – P. 724506-724506-12.
14. Suoranta R. *Amplitude domain approach to digital filtering. Theory and applications of L-filters: thesis for the degree of doctor of technology* / R. Suoranta. – Espoo: Technical Research Centre of Finland, 1995. – 199 p.
15. Melnik V. *Nonlinear locally adaptive techniques for image filtering and restoration in mixed noise environments: thesis for the degree of doctor of technology* / V. Melnik. – Tampere, Finland: Tampere University of Technology, 2000. – 234 p.
16. Evans A.N. *Nonlinear Edge Detection in Color Images* / A.N. Evans // *Advances in Nonlinear Signal and Image Processing: Hindawi (USA)*. – 2006. – Chapter 12. – P. 329-355.
17. *Processing of images based on blind evaluation of noise type and characteristics* / V.V. Lukin, S.K. Abramov, N.N. Ponomarenko, M.L. Uss, B. Vozel, K. Chehdi, J.T. Astola // *Proceedings of SPIE Symposium on Remote Sensing, sept. 2009. - Berlin, Germany. – 2009. – Vol. 7477. – P. 74770B-74770B-12.*
18. Chang S. *Adaptive Wavelet Thresholding for Image Denoising and Compression* / S. Chang, B. Yu, M. Vetterli // *IEEE Transactions on Image Processing, Sept 2000. – 2000. – Vol. 9. – P. 1522-1531.*
19. Роечко А.А. *Мультиадaptive оценка параметра сдвига и особенности ее применения для процессов с САС распределением* / А.А. Роечко, В.В. Лукин, С.К. Абрамов // *Системи управління, навігації та зв'язку*. – 2008. – Bun. 4 (8). – С. 178-185.
20. Kervrann C. *Local adaptivity to variable smoothness for exemplar-based image regularization and representation* / C. Kervrann, J. Boulanger // *International Journal of Computer Vision*. – 2008. – Vol. 79, No 1. – P. 45-69.

Поступила в редакцію 17.02.2010

Рецензент: д-р техн. наук, проф., проф. каф. «Проектирование радиоэлектронных систем летательных аппаратов» В.К. Волосюк, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", Харьков.

ЛОКАЛЬНО-АДАПТИВНА ФІЛЬТРАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ РОБАСТНИХ ІНДИКАТОРІВ НЕГАУСОВИХ РОЗПОДІЛЕНЬ

Ю.М. Коваленко, В.В. Лукін, Д.В. Февральов

Для покращення якості зображень запропоновано локально-адаптивний ДКП-фільтр з використанням детектора меж та неоднорідності на базі робастного індикатора негаусових розподілень – робастного коефіцієнта ексцесу значень ДКП-коефіцієнтів блоків. Проаналізовано якість запропонованого підходу та надано рекомендації щодо вибору параметрів алгоритму фільтрації. Наряду з якісним придушенням нестационарних завад з апіорно невідомою локальною дисперсією на однорідних та неоднорідних ділянках, досягається добре збереження меж, малорозмірних об'єктів та текстури.

Ключові слова: ДКП-фільтр, детектор неоднорідності, робастний коефіцієнт ексцесу, локально-активна обробка.

IMAGE LOCALLY ADAPTIVE FILTERING WITH USING ROBUST INDICATORS NON-GAUSSIAN DISTRIBUTION

U.N. Kovalenko, V.V. Lukin, D.V. Fevralev

A locally-adaptive DCT-filter is proposed for image enhancement. This filter uses detector of edges and heterogeneities based on robust indicator of non-Gaussianity (robust kurtosis coefficient of DCT coefficients in blocks). The efficiency of the proposed approach is analyzed and recommendations on setting the filtering algorithm parameters are given. Alongside with efficient suppression of non-stationary noise in homogeneous and heterogeneous regions, good edge/detail/texture preservation is provided.

Keywords: DCT filter, indicator of non-Gaussianity, robust coefficient of kurtosis, locally adaptive processing.

Коваленко Юлія Николаевна – студентка каф. «Прием, передача и обработка сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: ptica_ya@ukr.net.

Лукін Владимир Васильевич – д-р техн. наук, проф., проф. каф. «Прием, передача и обработка сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: lukin@xai.kharkov.ua.

Февральов Дмитрий Владимирович – канд. техн. наук, н.с. каф. «Прием, передача и обработка сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: fevralev_@mail.ru.