

УДК 681.325

Н.Н. Пономаренко

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

ПОДАВЛЕНИЕ ШУМА НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ БОЛЬШИХ КОДОВЫХ КНИГ УЧАСТКОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Рассмотрена задача подавления шума на изображениях с учетом их подобия другим изображениям. Получены выражения для вычисления весовых коэффициентов найденных подобных участков, а также для вычисления выхода фильтра на основе всех полученных оценок. Предложено для ускорения поиска подобия использовать кластеризацию по граничному элементу множества. На тестовых изображениях продемонстрировано повышение эффективности фильтрации изображений при использовании предложенного подхода.

Ключевые слова: подавление шума, кластеризация, цифровая обработка изображений.

Введение

Постановка проблемы. Задача подавления шума на цифровых изображениях является актуальной на протяжении последних нескольких десятков лет [1]. При этом наличие шума на изображениях обуславливается не недостатками аппаратуры, а самим процессом регистрации изображений.

Количество фотонов света, попадающих на элемент матрицы цифрового фотоаппарата, является случайным числом с Пуассоновским законом распределения. При недостаточном освещении или при недостаточном больших площадях элементов матрицы яркость пикселей приходится искусственно увеличивать, что одновременно приводит к соответствующему квадратичному возрастанию дисперсии шума. Визуально такой шум становится видимым уже при искусственном увеличении яркости пикселей в 3 – 4 раза и наряду со смазом является одним из двух главных факторов, влияющих на визуальное качество изображений. Если учесть, что за последние несколько лет производители фотоаппаратов идут по пути увеличения количества пикселей в матрицах при остающихся такими же физических размерах матриц, то все большая нагрузка ложится на методы вторичной обработки формируемых изображений.

Поэтому разработка новых алгоритмов подавления шума на изображениях по-прежнему сохраняет высокую актуальность.

Анализ литературы. Первые фильтры, такие как линейный и медианный [1], не учитывали никакой информации, кроме значений пикселей в некой локальной области вокруг обрабатываемого (фильтруемого) пикселя изображения. Затем появились фильтры, учитывающие дисперсию шума, такие, как например, Сигма фильтр [2]. Далее появились фильтры, учитывающие локальные статистики и дисперсию шума, например, фильтр Ли [3]. Следующим важным этапом развития теории фильтрации стало

появление локально-адаптивных фильтров, которые позволяют переключаться между несколькими фильтрами в зависимости от значения заданного параметра локальной активности [4]. Затем появились фильтры на основе ортогональных преобразований, ярким примером которых является фильтр на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП) [5]. Эти фильтры способны эффективно учитывать пространственную информацию на локальном участке изображения. В процессе вычисления ДКП происходит эффективная декорреляция данных с разделением их на низкочастотную (в основном, информационную) и высокочастотную (в основном, шумовую) составляющие, что существенно облегчает подавление шума с одновременным сохранением полезной информации.

И, наконец, относительно недавно появились фильтры, способные эффективно учитывать подобие разных участков одного и того же изображения, например, ВМ3D фильтр [6]. В этом фильтре из подобных участков изображения формируется куб, в котором выполняется трехмерное ДКП, что приводит к еще более эффективной декорреляции данных.

Цель исследования. В данной работе оценивается осуществимость следующего этапа эволюции фильтров – учета не только подобия внутри изображения, но и подобия между изображениями. В частности, возможность использования большой базы изображений (на которых отсутствует шум) в качестве образцов при фильтрации изображений, содержащих шум.

В подразделе 1 рассматриваются теоретические аспекты использования множества неискаженных шумом образцов для оценки истинных значений искаженных пикселей. В подразделе 2 описывается практическая версия возможного метода фильтрации на основе предлагаемого подхода. И, наконец, в подразделе 3 анализируется эффективность предложенного метода.

1. Теоретические основы использования неискаженных шумом образцов при подавлении шума на изображении

Основной проблемой всех методов, использующих поиск подобия, в том числе упомянутого ВМЗД фильтра, является низкое быстродействие. Для частичного решения этой проблемы используется сужение зоны поиска, эвристические методы определения центра этой зоны и т.д. [6]. И, если при поиске подобных блоков внутри отдельного изображения еще можно проверить все блоки изображения (для осуществления такой фильтрации может потребоваться несколько минут), то при поиске по большой базе изображений (например, из миллиона изображений) полный перебор всех вариантов уже практически невозможен.

Одним из пригодных на практике быстрых методов поиска подобия по большой базе данных является кластеризация. Предварительно должно быть построено сбалансированное двоичное дерево, позволяющее за $\log_2(N)$ сравнений, где N – число образцов в базе данных, найти в базе данных образец, похожий на заданный. При этом к кластеризации предъявляются следующие требования:

1) метод кластеризации (построения двоичного дерева кластеров) должен быть быстрым;

2) в качестве функции расстояния между блоками при кластеризации должно быть возможно использовать любую сколь угодно сложную функцию, например, СКО, взвешенное СКО, коэффициент корреляции и т.д. Должно быть также возможным использование штрафных функций и др. дополнений к функции расстояния.

Вышеперечисленным двум условиям полностью удовлетворяет метод кластеризации по граничному элементу множества [7]. Метод позволяет использовать любую заданную функцию расстояния между блоками изображения, а сложность построения дерева кластеров для данного метода описывается выражением $O(N \log_2(N))$.

Предположим, что база данных образцов блоков изображений (формирование такой базы – отдельная сложная задача) содержит один миллиард блоков. При размере блока 8×8 пикселей база вместе с деревом кластеров займет на жестком диске примерно 64 Гбайт памяти. Для поиска похожего блока с помощью такого дерева [7] потребуется в данном случае $\log_2(N)$ или не более 30 сравнений блоков. Это более чем приемлемый показатель.

Использование двоичного дерева кластеров позволяет найти не один похожий блок, а два похожих блока, если остановиться на последнем узле дерева. Или же 4, 8, 16 и т.д. похожих блоков, если останавливать поиск еще раньше. В случае с фильтрацией это может позволить найти более точное

итоговое решение. Затем для вычисления весовых коэффициентов (для чего они нужны, будет рассмотрено ниже) этих 4-х, 8-ми, 16-ти и т.д. блоков потребуется провести еще соответствующее число сравнений блоков. Таким образом, при неполной глубине поиска можно найти больше подобных блоков, но время поиска при этом будет увеличиваться. Если остановить поиск за $\log_2(\log_2(N))$ узлов до конца дерева, то число сравнений блоков при поиске похожих блоков и число сравнений блоков при анализе найденных похожих блоков будут одинаковыми.

Предположим, шум на обрабатываемом изображении соответствует нормальному распределению с дисперсией σ^2 . Пусть найдено K блоков $\mathbf{B} = \{\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2, \dots, \mathbf{B}_k\}$, похожих на искаженный шумом блок \mathbf{A}^n . Как оценить их подобие истинному неискаженному блоку \mathbf{A}^{et} ? Вычислим среднеквадратическое отличие (СКО) между \mathbf{A}^n и заданным \mathbf{B}_k и обозначим ее как σ_k^2 . Очевидно, что нижней оценкой СКО \mathbf{A}^{et} от \mathbf{B}_k будет $\sigma_k^2 - \sigma^2$. Верхней оценкой этой величины будет $\sigma_k^2 + \sigma^2$. При некотором упрощении можно считать закон распределения СКО \mathbf{A}^{et} от \mathbf{B}_k симметричным. Тогда СКО \mathbf{A}^{et} от \mathbf{B}_k можно принять равным σ_k^2 .

Следующим возникает вопрос, каково предельное значение σ_k^2 , при превышении которого уже не оправдано использовать блок \mathbf{B}^k в качестве образца при фильтрации блока \mathbf{A}^n ? Это сложный вопрос, требующий отдельной проработки. В качестве эвристического решения, можно выбрать в качестве предельного значения для σ_k^2 удвоенную дисперсию шума $2\sigma^2$. Такой порог позволит для однородного участка включить в анализ (усреднение) половину блоков, подобных \mathbf{A}^n (однородных участков, искаженных шумом с дисперсией σ^2).

Для каждого пикселя блока \mathbf{A}^n в итоге имеется ряд искаженных оценок (сам искаженный пиксель δ_n и пиксели блоков δ_k), для каждой из которых получена оценка ее дисперсии. Все эти оценки можно последовательным сложением с весами усреднить. При складывании двух оценок δ_n и δ_1 с дисперсиями σ^2 и σ_1^2 усредненное значение δ_r и его дисперсия σ_r^2 вычисляются в соответствии с выражениями:

$$\begin{aligned} \delta_r &= (\delta_n/\sigma^2 + \delta_1/\sigma_1^2) / (1/\sigma^2 + 1/\sigma_1^2), \\ \sigma_r^2 &= \sigma^2\sigma_1^2 / (\sigma^2 + \sigma_1^2). \end{aligned} \quad (1)$$

При добавлении второй оценки δ_2 с дисперсией σ_2^2 результирующая оценка и ее дисперсия корректируются следующим образом:

$$\begin{aligned} \delta_r &= (\delta_r/\sigma_r^2 + \delta_2/\sigma_2^2) / (1/\sigma_r^2 + 1/\sigma_2^2), \\ \sigma_r^2 &= \sigma_r^2\sigma_2^2 / (\sigma_r^2 + \sigma_2^2). \end{aligned} \quad (2)$$

Суммирование третьей оценки (и всех последующих) происходит аналогично тому, как это происходит с третьей оценкой в выражении (2).

После того, как все оценки просуммированы,

можно вычислить выход фильтра, как

$$\delta_f = \beta \delta_n + (1-\beta)\delta_r, \quad \beta = \max(0, (\sigma_p^2 - \sigma^2)/\sigma_p^2), \quad (3)$$

где σ_p^2 – дисперсия оценок данного пикселя (с учетом поправочных коэффициентов выражения (2)).

Выражение (3) соответствует выходу фильтра Ли для аддитивного Гауссовского шума. Использование в качестве выхода фильтра (3) вместо более простого варианта (2) позволяет сохранить четкость границ и мелких деталей в сложных для поиска подобия местах.

В целом, подход, рассмотренный выше, можно представить в виде следующей последовательности шагов:

1. На предварительном этапе подготавливается база фрагментов изображений (например, 8×8 пикселей), не содержащих шум. С помощью кластеризации по граничному элементу множества строится разбиение этой базы на кластеры.

2. Фильтруемое изображение разбивается на блоки заданного размера (например, 8×8 пикселей) с максимальным перекрытием (со сдвигом на один пиксель относительно соседнего блока).

3. Для каждого блока A^n этого изображения повторяются шаги 4 – 7.

4. По дереву кластеров быстро извлекаются из базы данных K_s блоков, наиболее похожих на A^n . С помощью параметра K_s можно найти компромисс между высокой точностью метода (более высокие значения K_s) и высокой скоростью вычислений (более низкие значения K_s).

5. Вычисляются СКО между A^n и K_s найденными блоками. Оставляются для дальнейшего использования только K блоков, для которых вычисленное СКО меньше или равно $2\sigma^2$.

6. В соответствии с выражениями (2) и (3) по значениям A^n и K оставшихся блоков B_k вычисляется выход фильтра A^f для каждого пикселя блока, а также остаточная дисперсия σ_r^2 шума в блоке.

7. При необходимости к A^f может быть применен еще один фильтр, например, ДКП фильтр, с σ_r^2 в качестве параметра фильтра.

8. После выполнения шагов 3 – 7 для каждого пикселя изображения имеется сразу несколько оценок его значений, так как один и тот же пиксель изображения присутствует на нескольких перекрывающихся блоках A^f . Так, для пикселей в средней части изображения при размере блоков 8×8 пикселей будет получено 64 оценки значения пикселя для разных A^f . На этом шаге все эти значения усредняются, и формируется отфильтрованное изображение.

Качество фильтрации в соответствии с описанным подходом будет зависеть от двух факторов:

1. Наличия в базе данных блоков, подобных блокам изображения.
2. Эффективности метода кластеризации и по-

иска по полученному дереву подобных блоков.

Если первый фактор определяется правильно-стью методологии формирования базы данных и ее размером, то второй во многом зависит от уровня шума на изображении. Чем больше шум, тем больше будут ошибки при поиске подобных блоков, и тем хуже будет качество фильтрации.

Уменьшить влияние шума на поиск подобных блоков можно за счет использование двухэтапной фильтрации. На втором этапе поиск подобных блоков может осуществляться с использованием в качестве образцов блоков отфильтрованного на первом этапе изображения. В этом случае на первом этапе может использоваться и любой другой фильтр, причем предпочтение следует отдавать фильтрам, хорошо сохраняющим детали изображения.

2. Эксперименты по оценке эффективности предлагаемого метода

Оценим эффективность предложенного метода фильтрации в предположении, что база образцов участков изображений сформирована надлежащим образом (задача формирования базы данных не исследуется в данной работе). Для этого включим в базу образцов все блоки тестового изображения. На рис. 1, а представлено тестовое изображение (оттенки серого цвета, 512×512 пикселей), а на рис. 1, б – изображение, по которому была сформирована база образцов.

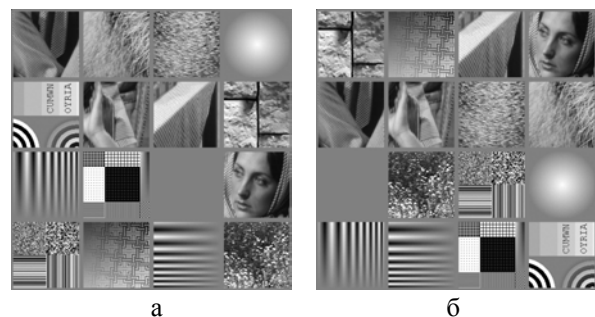


Рис. 1. Тестовое изображение (а) и изображение для формирования базы образцов (б)

Видно, что все участки изображения рис. 1, а присутствуют на изображении рис. 1, б, хотя и в других местах. Изображение на рис. 1, б обеспечивает 255025 образцов блоков для поиска подобия.

Для проверки эффективности предложенного метода фильтрации будем последовательно искажать изображение на рис. 1, а Гауссовским аддитивным шумом с дисперсиями 25, 100, 400 и фильтровать их предложенным методом. Далее будем вычислять меры качества PSNR и PSNR-HVS-M [8] (мера визуального качества) для отфильтрованного изображения. Мера PSNR является наиболее распространенной для оценки результатов фильтрации изображений, однако мера PSNR-HVS-M обеспечи-

вает оценки, наиболее адекватные визуальному восприятию человека. Полученные результаты сравним с соответствующими значениями этих мер для искаженного шумом изображения, а также для отфильтрованного каким-либо другим хорошим методом фильтрации, например, ДКП фильтром [5].

Приведем подробности практической реализации предложенного метода фильтрации. Будем использовать блоки 8×8 пикселей. Для каждого искаженного шумом блока будем по дереву кластеров быстро находить 256 подобных блоков и из них уже полным перебором выбирать 8 наиболее похожих. Из этих 8-ми похожих блоков будем оставлять для усреднения только те, которые отличаются от искаженного шумом блока меньше, чем на $2\sigma^2$ (5-й шаг метода).

Реализуем два варианта метода. Первый вариант, ФИК (фильтрация с использованием кодовой книги), не будет предусматривать какой-либо дополнительной фильтрации обработанного блока A^f (7-й шаг метода). Второй вариант, ФД, будет предусматривать на шаге 7 метода дополнительную фильтрацию блока A^f ДКП фильтром [5]. Сравним эти два варианта, чтобы оценить прирост качества в результате использования дополнительной фильтрации.

Отметим, что тестовое изображение на рис. 1 сформировано таким образом, что состоит из 16-ти фрагментов различного характера. Здесь есть протяженные однородные участки, текстуры, малоразмерные объекты, шумоподобные участки. Поэтому, кроме интегральных значений мер качества PSNR и PSNR-HVS-MIO, будем вычислять значения этих мер еще и отдельно для каждого из этих 16-ти фрагментов. Это позволит провести более качественный анализ эффективности предложенного метода и понять, какие участки являются для него наиболее сложными. Участки будут нумероваться в таблице числами от 1 до 16 последовательно по строкам слева направо и сверху вниз изображения (см. рис. 2).

1	2	3	4
5	6	7	8
9	10	11	12
13	14	15	16

Рис. 2. Порядок нумерации фрагментов тестового изображения

3. Анализ эффективности предлагаемого метода фильтрации

В табл. 1 приведены результаты проведенных

исследований для дисперсии шума $\sigma^2=25$.

Таблица 1

Результаты фильтрации для дисперсии шума $\sigma^2=25$

Участок	PSNR, дБ				PSNR-HVS-M, дБ			
	Шум	ДКП	ФИК	ФД	Шум	ДКП	ФИК	ФД
1	34,1	38,1	39,1	40,6	38,4	41,6	44,3	45,5
2	34,1	36,5	37,7	38	38,8	39,2	41,6	40,5
3	34,2	35,2	37,7	38	40,9	41,1	46,3	46,2
4	34,2	45,9	45,3	47	36,6	43,6	43,9	45,1
5	34,1	38	42,2	42,7	38,6	43	45,6	46
6	34,1	39,7	40,3	41,8	38,9	41,2	44,3	43,9
7	34,1	38,6	38,8	40,7	38,5	41,1	43,2	43,6
8	34,2	38,5	38,3	40,6	40,4	41,3	44,9	44,4
9	34,1	43,6	44,9	46,6	39,5	45,5	46,7	47,2
10	34,1	37,6	46	47,8	42	46	53,5	54,2
11	34,1	50,6	47,2	51,8	36,1	48,4	44,9	47,2
12	34,1	39,5	40,1	41,5	38,8	41,7	44	43,9
13	34,1	36,8	40,5	41,2	43,8	45	51,3	51,2
14	34,2	38,2	38,7	40,7	40	41,7	43,8	43,6
15	34,1	44,1	45,2	46,9	39,6	46,7	47,3	47,9
16	34,2	35	37,9	38,1	41,7	42,1	47,2	47,3
Все	34,1	38,4	40,2	41,4	39,2	42,5	45	45,2

Из таблицы видно, что по значению PSNR лучшим является метод ФД, опережая ФИК в среднем на 1,2 дБ, а ДКП фильтр - на 3 дБ. Однако мера PSNR-HVS-M показывает, что ситуация не столь однозначна. ФД опережает ФИК лишь на 0,2 дБ. Для участка номер 11 (однородный участок) лучшим является ДКП фильтр, а для ряда участков, содержащих много малоразмерных или слабоконтрастных объектов, ФИК несколько превосходит ФД.

В табл. 2 приведены результаты экспериментов для дисперсии 100. Важным здесь является тот факт, что по обеим мерам уменьшился разрыв между ФД и ДКП фильтром (по PSNR с 3 дБ до 1,9 дБ, а по PSNR-HVS-M - с 2,8 дБ до 1,2 дБ).

Таблица 2

Результаты фильтрации для дисперсии шума $\sigma^2=100$

Участок	PSNR, дБ				PSNR-HVS-M, дБ			
	Шум	ДКП	ФИК	ФД	Шум	ДКП	ФИК	ФД
1	28,1	33,9	34,2	35,7	31,4	35,9	36,7	37,7
2	28,1	32,7	32,2	33,2	31,6	33,1	34	33,6
3	28,1	30,6	30,2	31,7	32,3	33,2	34,7	35
4	28,2	43,1	39,2	42,4	30,2	40,2	36,4	38,1
5	28,2	32,9	35,8	36,5	32,1	36,7	37,8	38,5
6	28,1	35,6	35,2	36,3	31,6	34,7	35,6	35,2
7	28,1	34,3	34,2	35,6	31,3	35,1	36,2	36,6
8	28,1	34	33,1	34,5	32,2	33,3	34,6	33,6
9	28,1	39,3	38,5	41,1	32,3	38,9	37,9	38,6
10	28,2	32	39,5	42	33,4	37,7	43,7	44,9
11	28,1	45,7	40,1	44,8	30,2	43,4	37,9	40,2
12	28,2	35,3	34,7	36,4	31,5	35,3	35,7	36
13	28,1	31,2	33,4	34,4	34,3	36	40,9	41,1
14	28,1	33,5	32,9	35,1	32,4	34,5	36	35,6
15	28,1	39,2	38,8	41,6	31,8	39,6	38,9	39,9

16	28,1	30	30,6	31,6	33,5	33,9	36,4	36,3
Все	28,1	33,7	34,1	35,6	31,9	35,6	36,6	36,7

Причиной этого, возможно, является уменьшение эффективности поиска подобных блоков по дереву кластеров в условиях возрастания искажений (дисперсии шума). Другой причиной может быть недостаточно большое число блоков, выбираемых среди подобных для усреднения (максимум, 8 блоков) в сочетании с недооценкой остаточной дисперсии шума результирующего блока по выражению (2). Все это может приводить к тому, что для участка номер 11 (однородный участок) фильтр ДКП обеспечивает PSNR-HVS-M на 3,2 дБ выше, чем ФД.

И, наконец, в табл. 3 приведены результаты экспериментов для дисперсии 400.

Таблица 3

Результаты фильтрации для дисперсии шума $\sigma^2=400$

Участок	PSNR, дБ				PSNR-HVS-M, дБ			
	Шум	ДКП	ФИК	ФД	Шум	ДКП	ФИК	ФД
1	22,1	29,8	28,4	29,1	24,6	30,7	27,9	28,6
2	22,1	29,1	28,2	28,9	24,6	27,8	27,6	27,4
3	22,1	26,5	25,6	26,2	25,1	26,5	26,7	26,1
4	22,1	39,1	31,9	36,4	24,2	36,6	29,8	32
5	22,2	28,2	29,6	30,1	25,2	29,8	30,1	30,8
6	22,1	31,9	29,8	31,4	24,9	29,8	28,3	28,6
7	22,1	30,3	29	29,6	24,3	30	28,2	28,7
8	22,2	30,1	29	29,9	25	27,6	27,4	27
9	22,2	34,9	31,3	34,1	25,3	32,7	29,7	30,6
10	22,1	25,9	30,6	32,7	25,5	29,9	33,3	35,6
11	22,1	39,5	31,6	36,5	24	36,7	29,8	32,2
12	22,1	31,1	29	30,1	24,6	29,7	27,7	28
13	22,1	25,9	25,3	27,1	26,3	28	29,7	29,9
14	22,1	29,5	28	29,9	24,8	28,3	28,1	28,2
15	22	34,5	31,3	34,2	24,9	32,7	29,9	31
16	22,1	26	24,9	25,9	25,5	26,6	26,9	26,3
Все	22,1	29,3	28,4	29,7	24,9	29,4	28,6	28,9

Для такого большого шума предложенный метод (фильтры ФИК и ФД) все еще превосходят, в среднем, ДКП фильтр по значениям меры PSNR, однако, уступают по значению PSNR-HVS-M. Единственным участком, для которого ФД существенно (на 5,7 дБ) превосходит ДКП фильтр, остается 10-й участок (геометрические текстуры, плохо декоррелируемые с помощью дискретного косинусного преобразования).

Проверим гипотезу, что причиной падения эффективности фильтрации предложенным методом для больших дисперсий шума является падение эффективности поиска подобных блоков.

В табл. 4 приведены результаты работы предложенного метода в двухпроходном режиме.

На втором этапе в качестве образца при поиске

подобных блоков по дереву кластеризации используются блоки, отфильтрованные на первом этапе.

Таблица 4

Результаты двухэтапной фильтрации ($\sigma^2=25$)

Фильтр	PSNR, дБ	PSNR-HVS-M, дБ
ФИК + ФИК	40,9	46,1
ФИК + ФД	41,8	45,9
ФД + ФИК	40,9	46
ФД + ФД	41,7	45,8
ДКП + ФИК	40,6	45,8

Видно, что наилучшее визуальное качество достигается в случае использования на обоих этапах предложенного ФИК фильтра. При этом достигается значение PSNR-HVS-M, на 1 дБ выше, чем для однопроводной фильтрации (табл. 1). Интересно, что использование на первом этапе другого хорошего фильтра (ДКП) также обеспечивает неплохие результаты. Посмотрим, сохраняются ли отмеченные тенденции для дисперсии шума 100 (табл. 5).

Таблица 5

Сравнительный анализ результатов фильтрации для дисперсии шума $\sigma^2=100$

Фильтр	PSNR, дБ	PSNR-HVS-M, дБ
ФИК + ФИК	35,2	37,8
ФИК + ФД	36,0	37,5
ФД + ФИК	35,1	37,6
ФД + ФД	35,6	37,0
ДКП + ФИК	34,8	37,5

Как видно, все тенденции сохраняются, как и выигрыш по сравнению с однопроводной фильтрацией (1,1 дБ по мере PSNR-HVS-M). В табл. 6 приведены результаты для дисперсии 400.

Таблица 6

Сравнительный анализ результатов фильтрации для дисперсии шума $\sigma^2=400$

Фильтр	PSNR, дБ	PSNR-HVS-M, дБ
ФИК + ФИК	29,9	29,9
ФИК + ФД	30,1	29,6
ФД + ФИК	29,6	29,6
ФД + ФД	29,4	29,0
ДКП + ФИК	29,7	30,0

Как видно из данных табл. 6, для очень большого шума связка ДКП+ФИК может даже несколько превосходить связку ФИК+ФИК (на 0,1 дБ). При этом связка ФИК+ФИК обеспечивает PSNR-HVS-M на 1,3 дБ выше, чем для однопроводного метода, и, что важно, в отличие от однопроводного метода, превосходит по эффективности ДКП фильтр.

Для полноты исследований отметим, что трехпроходный фильтр ФИК+ФИК+ФИК для $\sigma^2=25$ позволяет увеличить PSNR-HVS-M по сравнению с двухпроходным фильтром всего на 0,1 дБ. Поэтому,

очевидно, на практике применение трехпроходных фильтров не целесообразно.

На рис. 3 показан участок 5 тестового изображения после фильтрации ДКП фильтром и двухпроходным ФИК+ФИК фильтром. Хорошо видно, что предложенный фильтр гораздо лучше подавляет шум в районах малоразмерных объектов.

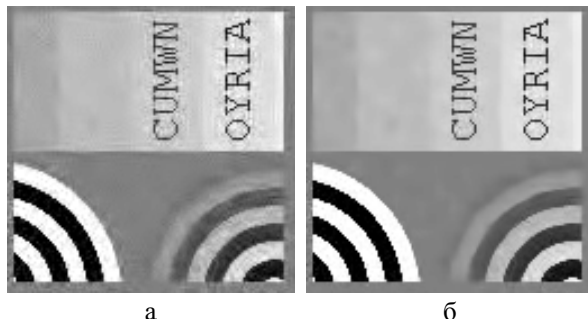


Рис. 3. Результат обработки искаженного шумом изображения с дисперсией 100: ДКП фильтром (а) и предложенным двухпроходным ФИК+ФИК фильтром (б)

Заклучение

В работе предложен новый метод подавления шума на изображениях, позволяющий учитывать при фильтрации подобие между разными изображениями. Показана высокая эффективность предложенного метода, который по PSNR-HVS-M на 1..3 дБ превосходит хорошо известный ДКП фильтр.

Дальнейшее совершенствование метода связано с решением нескольких задач. Главной из них является задача разработки метода формирования базы данных образцов изображений. Кроме того, одновременный учет подобия, как между изображениями, так и внутри изображения, способен привести к существенному возрастанию качества фильтрации. И, наконец, при кластеризации и поиске подобных блоков можно использовать разные меры подобия, например, коэффициент корреляции.

ПРИДУШЕННЯ ШУМУ НА ЗОБРАЖЕННЯХ З ВИКОРИСТАННЯМ ВЕЛИКИХ КОДОВИХ КНИГ ДІЛЯНОК ЗОБРАЖЕНЬ

М.М. Пономаренко

Розглядається задача придушення шуму на зображеннях з урахуванням їх подібності до інших зображень. Отримані вирази для обчислення вагових коефіцієнтів знайдених подібних ділянок, а також для обчислення виходу фільтру на основі всіх отриманих оцінок. Запропоновано для прискорення пошуку подібності використовувати кластеризацію по граничному елементу множини. На тестових зображеннях продемонстровано підвищення ефективності фільтрації зображень при використанні запропонованого підходу.

Ключові слова: придушення шуму, кластеризація, цифрова обробка зображень.

IMAGE DENOISING USING LARGE CODEBOOKS OF IMAGE REGIONS

N.N. Ponomarenko

Task of noise suppression taking into account similarity of noisy image to other images is considered. Got expression for the calculation of gravimetric coefficients of the found similar areas, and also for the calculation of output of filter on the basis of all of the got estimations. It is suggested for the acceleration of search of similarity to utilize a clusterization on the border element of great number. On test images the increase of efficiency of filtration of images is shown at the use offered approach.

Keywords: suppression of noise, clusterization, digital processing of images.

Список литературы

1. Astola J. *Fundamentals of Nonlinear Digital Filtering* / J. Astola, P. Kuosmanen. – CRC-Press, 1997. – 276 p.
2. Lee J.S. *Digital Image Smoothing and the Sigma Filter* / J.S. Lee // *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. – 1983. – Vol. 24. – P. 255-269.
3. Lee J.S. *Digital Image Enhancement and Noise Filtering by Use of Local Statistics* / J.S. Lee // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 1980. – Vol. 2. – P. 165-168.
4. Лукин В.В. Цели, методы и алгоритмы локально-адаптивной устойчивой фильтрации радиолокационных изображений / В.В. Лукин // *Космічна наука і технологія*. – 1998. – Вып. 4, №2/3. – С. 39-50.
5. Lukin V.V. *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.
6. Dabov K. *Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering* / K. Dabov, A. Foi, V. Katkovnik, K. Egiazarian // *IEEE Transactions On Image Processing*. – 2007. – Vol. 16, issue 8. – P. 2080-2095.
7. Пономаренко Н.Н. Быстрая кластеризация в многомерном пространстве для задач поиска подобия / Н.Н. Пономаренко // *Системы обработки информации*. – Х.: XV ПС, 2009. – Вып. 2 (76). – С. 79-82.
8. *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.

Поступила в редколлегию 2.02.2012

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.В. Лукин, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", Харьков.