В.В. ЛУКИН, Н.Н. ПОНОМАРЕНКО, Д.В. ФЕВРАЛЕВ

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

ИССЛЕДОВАНИЕ ПОТЕНЦИАЛЬНОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ ФИЛЬТРАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ДИСКРЕТНОГО КОСИНУСНОГО ПРЕОБРАЗОВАНИЯ

Проведено исследование потенциальной эффективности фильтрации изображений, искаженных аддитивным пространственно-некоррелированным шумом, на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП) в блоках фиксированного размера. Рассмотрены случаи обработки данных в блоках с перекрытием и без перекрытия. Проведено сравнение эффективности фильтрации для этих вариантов. Показано, что эффективность рассматриваемого подхода может быть существенно повышена при условии оптимальной установки порога для всего изображения или в каждом блоке с учетом характеристик сигнальной составляющей.

Ключевые слова: фильтрация изображений, дискретное косинусное преобразование, значение порога.

Введение

Фильтрация изображений, искаженных помехами, является одним из основных этапов их обработки с целью повышения качества для разнообразных приложений: медицины, дистанционного зондирования, видеонаблюдения и т.п. [1]. К данному моменту разработано огромное количество разнообразных фильтров [2, 3], но проблема повышения эффективности фильтрации остается актуальной.

При обработке изображений, искаженных наиболее характерными типами помех (аддитивными, мультипликативными, сигнально-зависимыми) наибольшее распространение получили методы фильтрации на основе ортогональных преобразований, в большей степени дискретного вейвлетного преобразования [4 – 7] и в меньшей степени ДКП [8 – 10]. В работах [8 – 10] было показано, что ДКП как основа фильтрации (вариант ортогонального преобразования) ничем не уступает вейвлетным преобразованиям, но в связи с применением ДКП в блоках с фиксированной [8, 9] или адаптивно-выбираемой формой [10] его легче приспособить к обработке изображений, искаженных сигнально-зависимыми помехами, и к локальному контенту изображений. Достоинствами ДКП-фильтров являются высокая степень подавления помех на однородных участках изображения и сохранение текстуры [8, 10]. Вместе с тем, имеются и недостатки – специфические эффекты (ringing artifacts) в окрестностях высококонтрастных границ и малоразмерных объектов, обусловленные обнулением информационных компонент с малыми амплитудами и обработкой в блоках относительно малых размеров [8]. Эти недостатки в той или иной степени преодолеваются либо за счет использования других фильтров для обработки таких фрагментов в рамках локально-адаптивных схем [8], либо путем адаптивного выбора формы и размеров блока [10].

Возможность варьировать свойства ДКПфильтра за счет адаптивного выбора порога, который обычно устанавливают равным $\beta \sigma_{\text{лок}}$, где β – параметр, обычно выбираемый примерно равным 2,6, а $\sigma_{\text{лок}}$ – локальное СКО помех, обычно не рассматривается.

Хотя, например, в локально-адаптивном фильтре [8], где ДКП-фильтр используется только для обработки текстурных участков, рекомендуется устанавливать β =2,2, то есть отличным от 2,6. Для вейвлетных фильтров также имеются сложные схемы выбора неодинаковых порогов для разных коэффициентов [5, 6, 11], что приводит к повышению эффективности фильтрации.

Следовательно, можно предположить, что и для ДКП-фильтров адаптивный выбор порога, реализуемый, например, путем подстройки параметра β , может быть перспективным направлением дальнейшего повышения эффективности ДКП-фильтрации в целом.

В связи с этим целью данной статьи является исследование эффективности ДКП-фильтрации с использованием блоков фиксированного размера в зависимости от значений порога и определение потенциальной эффективности обработки изображений с различными характеристиками при условии выбора оптимального значения порога.

© В.В. Лукин, Н.Н. Пономаренко, Д.В. Февралев РАДІОЕЛЕКТРОННІ І КОМП'ЮТЕРНІ СИСТЕМИ, 2009, № 4 (38)

1. Основы ДКП-фильтрации

Обобщенный алгоритм ДКП-фильтрации основывается на исходном предположении, что энергия сигнальной составляющей фрагмента (блока) изображения сосредоточена в небольшом количестве спектральных (в данном случае ДКП) коэффициентов используемого ортогонального преобразования, имеющих с относительно большой вероятностью значения амплитуд, существенно превышающих по модулю значения остальных коэффициентов ортогонального преобразования. В свою очередь, энергия шума «равномерно» распределяется между всеми «частотами» (базисными функциями) ортогонального преобразования (предположение о «равномерности» справедливо при условии пространственной некоррелированности помех). Поэтому, если абсолютное значение данного коэффициента относительно мало (сравнимо со среднеквадратичным отклонением помехи олок и не превосходит некоторый порог), то этот коэффициент с большой вероятностью соответствует помехе. Тогда соответствующие коэффициенты можно обнулить и, таким образом, устранить то или иное количество компонент спектрального разложения, предположительно соответствующих помехе. Остальные коэффициенты либо остаются без изменений, что соответствует фильтрации с использованием жесткого порога (hard threshold), либо уменьшаются по амплитуде на величины установленного порога. В этом случае говорят о фильтрации с использованием мягкого порога (soft threshold) [9]. Второй вариант фильтрации при одном и том же значении порога характеризуется более эффективным подавлением помех на однородных участках изображений, но худшим сохранением наиболее полезной информации - границ площадных объектов, малоразмерных деталей и текстурных участков [9]. Поэтому на практике чаще используют ДКП-фильтрацию с жестким порогом, которую и будем рассматривать ниже. Алгоритм ДКП-фильтрации включает следующие этапы:

 выполнение прямого ДКП в каждом блоке;
 сравнение полученных значений D(m,n,k,l), k=0,...,K-1, l=0,...,L-1 с порогом T(m,n) и присвоение нулевых значений тем спектральным коэффициентам, для которых |D(m,n,k,l)|<T(m,n), и получением после такой пороговой обработки массива D_{thr}(m,n,k,l), k=0,...,K-1, l=0,...,L-1 (здесь индексы m и n характеризуют координаты верхнего левого угла данного блока, индексы k и l соответствуют спектральным коэффициентам ДКП, К и L описывают размер блока прямоугольной формы; далее будем рассматривать традиционный случай K=8 и L=8, для которого алгоритмическая реализация имеет высокое быстродействие [12]);

3) выполнение обратного ДКП применительно к массиву D_{thr}(m,n,k,l), k=0,...,K-1, l=0,...,L-1 с получением фильтрованных значений для всех пикселей I_f(i,j), i=n,...,n+K-1, j=m,...,m+L-1 данного блока (именно этим ДКП-фильтрация отличается от методов сглаживания изображений в скользящем окне);

 совместная обработка (чаще всего обычное усреднение) полученных фильтрованных значений для каждого ij-го отсчета с учетом того, каким положениям блоков этот пиксель принадлежит.

Последняя операция отсутствует, если используется фильтрация без перекрытия блоков, однако на практике чаще всего используют фильтрацию с (обычно полным) перекрытием блоков, поскольку в этом случае достигается более эффективное подавление помех [13] в соответствии с традиционными критериями. Такими критериями обычно являются среднеквадратическая ошибка (СКОш), которую желательно уменьшить, или пиковое отношение сигнал-шум (ПОСШ) на выходе фильтра, к увеличению которого необходимо стремиться. При анализе всего изображения в случае его традиционного представления 8-битными целыми числами глобальное ПОСШ рассчитывают как

PSNR=10lg(255²/MSE) (дБ),

где MSE – СКОш, определяемая для всех пикселей фильтрованного и истинного изображения. Нередко также рассчитывают и анализируют локальные ПОСШ (PSNR_{loc}) или СКОШ MSE_{loc} для отдельных областей изображения, например, текстурных участков или окрестностей границ площадных объектов [8]. Такой более тщательный анализ позволяет более детально изучить характеристики рассматриваемого фильтра.

Порог Т(m,n) обычно фиксируют (устанавливают постоянным и равным βσадд, если помеха является аддитивной и пространственно-некоррелированной, где $\sigma_{\mbox{\tiny адд}}$ – СКО шума. Если же $\sigma_{\mbox{\tiny адд}}$ априорно неизвестно, то используют методы его оценивания, например [14], и вместо σ_{адд} подставляют его оценку $\hat{\sigma}_{aдд}$. Несколько иная ситуация имеет место для сигнально-зависимых помех. Например, даже если для чисто мультипликативного шума заранее известна его дисперсия σ_{μ}^2 , то порог устанавливают как Т(m,n)= $\beta \sigma_{\mu} \hat{I}_{cp}(m,n)$ [8, 9], где $\hat{I}_{cp}(m,n)$ – оценка среднего в блоке с координатами левого верхнего угла m и n; то есть, во-первых, порог является переменным, а, во-вторых, при его расчете используется оценка среднего в блоке. Аналогично для изображений, искаженных Пуассоновским шумом, порог устанавливают в соответствии с выражением

$$T(m,n) = \beta \sqrt{\hat{I}_{cp}}(m,n) , \qquad (1)$$

учитывая при этом то свойство Пуассоновского шума, что на однородном участке дисперсия равна истинному (приблизительно равна среднему) значению. Отметим, что вместо $\hat{I}_{cp}(m,n)$ в блоке может использоваться другая оценка среднего, например медиана значений зашумленного изображения в блоке. При этом использование медианы позволяет обеспечить при фильтрации лучшее сохранение малоразмерных объектов, имеющих положительный контраст по отношению к окружающему фону [15].

Обобщая приведенные выше выражения для расчета порога для ситуаций, когда присутствуют пространственно-некоррелированные сигнально-зависимые помехи, можно сформулировать следующий принцип: если априорно известна или предварительно оценена (см. описание существующих методов оценивания в работах [16, 17]) зависимость локальной дисперсии от локального среднего $\hat{\sigma}_{\rm лок}^2 = f(I_{\rm лок})$, то сначала для блоков получают оценку локального среднего $\hat{\Gamma}_{\rm ср}(m,n)$, затем рассчитывают $\hat{\sigma}_{\rm пок}^2(m,n)=f(\hat{I}(m,n))$, а потом определяют порог

$$T(m,n) = \beta \hat{\sigma}_{\pi 0 \kappa}(m,n), \qquad (2)$$

который и используют при обработке коэффициентов ДКП в данном блоке.

Чтобы показать, насколько может варьироваться эффективность ДКП-фильтрации в зависимости от свойств изображения, напомним некоторые результаты, приведенные в работе [8]. В этой статье предлагалось использовать ДКП-фильтр только для текстурных участков и в качестве тестового использовалось изображение, приведенное на рис. 1. Определялось не только значение ПОСШ для всего изображения, но и локальные значения ПОСШ для всех текстурных участков.



Рис. 1. Тестовое изображение, содержащее четыре текстурных участка

В [8] рассматривался конкретный случай воздействия мультипликативных гауссовых помех с

 σ_u^2 =0,005 и σ_u^2 =0,012. Тем не менее, полученные результаты и выводы носят общий характер. Один из них состоит в том, что эффективность фильтрации существенно зависит от свойств текстуры. Например, для контрастной текстуры (левый верхний участок прямоугольной формы) значения локального ПОСШ до и после обработки практически одинаковы, то есть наряду с некоторым подавлением помех фильтрация вносит искажения практически такого же уровня в сигнальную составляющую обрабатываемого фрагмента. Иными словами, фильтрация для этого фрагмента не имеет особого смысла. С другой стороны, для других видов текстур, например для крупно-зернистой текстуры со средней контрастностью (правый нижний участок круглой формы), локальное ПОСШ после фильтрации становится примерно на 6 дБ больше локального ПОСШ до фильтрации (для исходного зашумленного изображения). Такие свойства ДКП-фильтра могут быть обусловлены двумя возможными причинами: либо есть такие текстуры и характеристики, для которых применение фильтрации нецелесообразно в принципе, либо для обеспечения более эффективной обработки должен быть установлен другой порог, являющийся «оптимальным» для данной конкретной текстуры и характеристик помех.

Еще одним свидетельством того, что варьирование порога в зависимости от локального контента изображения целесообразно, являются данные, приведенные в нашей работе [18]. Напомним, что в этой работе предложен локально-адаптивный фильтр с жестким переключением [19] на основе ДКП, в котором использован детектор окрестностей границ, использующий модифицированную робастную оценку коэффициента эксцесса. Два используемых ДКП-фильтра отличаются лишь значениями параметра β, причем для окрестностей границ рекомендовано применять β=1,5, что позволило повысить эффективность сохранения границ и добиться повышения ПОСШ, вычисляемого для всего изображения, примерно на 1 дБ. Эти результаты свидетельствуют о том, что выбору β (глобального или локального значения этого параметра) должно быть уделено более пристальное внимание.

2. Анализ «глобально-оптимальных» значений β

Как уже отмечалось, рассмотрим случай обработки изображения в блоках фиксированного размера 8×8 пикселей, что позволяет обеспечивать высокое быстродействие благодаря наличию быстрых алгоритмов и спецпроцессоров [12]. Фильтрации подвергались пять стандартных тестовых изображений (Lenna, Baboon, Barbara, Peppers, Goldhill) в градациях серого (оригиналы доступны, например, в [20]), что позволяет сравнивать результаты обработки с эффективностью других методов фильтрации (смотри, например, [21]).



Рис. 2. Зависимости глобальной СКОш от β для изображений Lenna (a), Baboon (б), Barbara (в), Peppers (г), Goldhill (д)

Рассматривались случаи воздействия пространственно-некоррелированных аддитивных гауссовых помех с двумя значениями дисперсии (50 и 100, кривые 2 и 3, соответственно), а также помех с ПРВ Пуассона (кривая 1). Значения параметра β варьировались от 0,1 до 4,9. Использовалось полное перекрытие блоков, чтобы обеспечить наибольшую эффективность обработки. Результаты представлены в виде зависимостей глобальной СКОш от β на рис. 2.

Анализ приведенных зависимостей позволяет сделать следующие выводы:

 Все зависимости имеют по одному глобальному минимуму, которые действительно наблюдаются в области значений β от примерно 2,2 до примерно 2,8, однако для конкретных изображений и характеристик помех положения минимумов этих зависимостей не совпадают.

 При увеличении дисперсии помех положение минимума зависимостей смещается в сторону немного больших значений β.

3) Для изображений с более сложной структурой (содержащих большое количество пикселей, принадлежащих текстурным участками окрестностям границ и деталей, например Baboon) глобально-оптимальные значения β_{гопт} несколько меньше, порядка 2,3, а для изображений со сравнительно простой структурой (например, Lenna и Peppers), которые имеют значительный процент пикселей, принадлежащих однородным участкам, значения β_{гопт} больше и примерно равны 2,7.

4) При β <2,0 наблюдается недостаточно эффективное подавление помех, а при β >3,0 имеет место чрезмерное сглаживание; если β установлено отличным от глобально-оптимального, то глобальная СКОш может оказаться на 3...5% больше, чем при β , обеспечивающим минимально достижимую СКОш (β_{ronr}).

5) Эффективность фильтрации, если ее характеризовать минимальной СКОш MSE_{min} , достигаемой при $\beta_{гопт}$, существенно зависит от свойств изображения; например для изображения Baboon, искаженного помехой с дисперсией 100, MSE_{min} на выходе фильтра в 3 раза больше, чем для изображения Lenna для того же типа и дисперсии помехи.

6) Эффективность подавления помех, если ее характеризовать уменьшением MSE после фильтрации (вычисляемой для обработанного изображения) в сравнении с дисперсией для исходного, искаженного помехами, изображения (относительно истинного, незашумленного изображения) снижается при уменьшении уровня помех; если для относительно простых изображений (например, Lenna и Peppers) при аддитивных помехах с дисперсией 100 или для помех с ПРВ Пуассона возможен выигрыш в значениях ПОСШ после фильтрации по сравнению с

ПОСШ до обработки до 7...8 дБ, то для меньших дисперсий аддитивных помех (50) выигрыш составляет уже порядка 5...6 дБ.

Таким образом, проблема достижения потенциальной эффективности ДКП-фильтрации особо актуальна для изображений, имеющих сложную структуру, то есть большой процент пикселей, принадлежащих текстурным участкам, окрестностям границ площадных объектов и малоразмерных деталей с большим контрастом относительно фона или соседних участков. Именно для таких участков имеют место остаточные флуктуации на выходе фильтра, которые характеризуются относительно большими локальными СКОш, которые вносят наибольший вклад в СКОш, определяемую для всего обработанного изображения.

Именно для таких изображений желательно устанавливать глобально-оптимальные фиксированные значения β порядка 2,3. Однако это означает, что еще до начала обработки такие изображения должны быть распознаны как имеющие сложную структуру. Причем алгоритм распознавания должен быть сравнительно простым и обладающим высоким быстродействием, чтобы предварительное распознавание не вносило существенный вклад в общие временные затраты на фильтрацию изображений.

К сожалению, эта задача на данный момент не решена и имеются лишь некоторые предпосылки для обеспечения такой предварительной классификации изображений на относительно простые и имеющие сложную структуру [18, 22, 23].

С другой стороны, приведенные выше результаты косвенно свидетельствуют о том, что для однородных (локально-пассивных [8, 19]) участков изображений выбор значения β порядка 2,7 и даже чуть больше является разумным. А вот для неоднородных (локально-активных [8, 19]) участков ясно лишь, что целесообразно устанавливать значения β меньше 2,7. Однако неясны как конкретные значения β и не разработана методика их определения, так и не ясен механизм такой локальной адаптации.

По нашему мнению, именно эти два направления дальнейших исследований способны привести в итоге к разработке методов и процедур, которые позволят обеспечить эффективность ДКПфильтрации, близкую к потенциально достижимой. Здесь следует отметить, что в локально-адаптивном фильтре [8] для обработки локально-пассивных участков предлагалось использовать L_{pq}-фильтр с размером скользящего окна 7×7 пикселей. Однако сравнительный анализ, проведенный для однородных участков изображений, показал, что ДКПфильтр с перекрытием блоков (с размером 8×8) способен обеспечить лучшее подавление помех, чем упомянутый выше L_{pq}-фильтр, даже при β=2,55. Еще большая эффективность подавления помех достигается при β>2,55. Следовательно, в общей структуре разрабатываемых локально-адаптивных фильтров не имеет смысла использовать достаточно сложные фильтры на порядковых статистиках, для реализации которых нужны специализированные процессоры сортировки данных [24]. Если удастся создать локально-адаптивный фильтр только на основе ДКП-фильтрации в блоках и простейших операций локального распознавания [19] фрагментов в блоках, это позволит существенно упростить структуру локально-адаптивного фильтра и повысить быстродействие обработки. В этом плане предложенный нами ранее локально-адаптивный фильтр [18] является не лучшим вариантом, поскольку в нем используется операция сортировки данных в блоке с целью выделения локально-активных участков.

Отметим также, что при условии использования $\beta_{\text{гонт}}$ для ДКП-фильтров с фиксированным размером блоков достигаемые значения ПОСШ лишь на десятые доли дБ меньше, чем для ДКП-фильтров с адаптивным выбором формы и размера блока [10], которые, однако, характеризуются значительно более низким быстродействием.

3. Анализ локально-оптимальных значений β при ДКП-фильтрации без перекрытия блоков

Анализ, проведенный для случаев ДКПфильтрации с разными степенями перекрытия блоков [13] показал, что значения ПОСШ на выходе ДКП-фильтра при использовании полного перекрытия блоков примерно на 2...3 дБ выше, чем при обработке без перекрытия блоков. Однако во втором случае достигается существенно более высокое быстродействие (временные затраты примерно в 64 раза меньше и требования к памяти также гораздо менее жесткие). При частичном перекрытии наблюдаются промежуточные результаты. Поэтому при приоритетном требовании обеспечения высокого быстродействия определенный интерес представляют методы фильтрации без перекрытия блоков.

В силу линейности ДКП для каждого блока можно записать

$$D(m,n,k,l)=D_{im}(m,n,k,l)+D_n(m,n,k,l)$$
, (3)

где $D_{im}(m,n,k,l)$ и $D_n(m,n,k,l)$ – ДКП-коэффициенты, соответствующие незашумленному изображению и помехе. Согласно методике ДКП-фильтрации, описанной в подразделе 1, для всех ДКП-коэффициентов, кроме $D_n(m,n,0,0)$, производится их сравнение с порогом. Если |D(m,n,k,l)| не

превышает порог, то производится обнуление этого коэффициента. При этом «уничтожаются» как соответствующая компонента помехи $D_n(m,n,k,l)$ (что является полезным эффектом), так и информационная составляющая $D_{im}(m,n,k,l)$ (что приводит к внесению искажений в обработанное изображение). Тогда дисперсия подавленных помех в блоке пропорциональна величине

$$\sigma_{\text{remov}}^{2}(n,m) = \sum_{k=0}^{7} \sum_{l=0}^{7} D_{n}^{2}(m,n,k,l)\delta(m,n,k,l) , \qquad (4)$$
$$\delta(m,n,k,l) = \begin{cases} 1, \text{если} |D(m,n,k,l)| < T(n,m) \\ 0, \text{если} |D(m,n,k,l)|^{3}T(n,m) \end{cases}$$

Аналогично дисперсия внесенных при фильтрации искажений пропорциональна

$$\sigma_{\text{dist}}^{2}(n,m) = \sum_{k=0}^{7} \sum_{l=0}^{7} D_{\text{im}}^{2}(m,n,k,l) \delta(m,n,k,l) .$$
 (5)

Следовательно, минимальная СКОш в блоке имеет место, если выполняется одно из условий

$$\sigma_{\text{remov}}^2(n,m) - \sigma_{\text{dist}}^2(n,m) = \max$$
 (6)

$$\sigma_{\text{rem}}^2(n,m) + \sigma_{\text{dist}}^2(n,m) = \min, \qquad (7)$$

$$\sigma_{\text{rem}}^2(n,m) = \sum_{k=0}^{\prime} \sum_{l=0}^{\prime} D_n^2(m,n,k,l)(1-\delta(m,n,k,l)) . \quad (8)$$

Положение максимума в (6) или, что эквивалентно, минимума в (7) (если они существуют) зависит как от свойств изображения и помех в блоке, так и от значения порога. Чтобы убедиться в возможности существования минимума (7), для десятка блоков с различной структурой, взятых из указанных выше тестовых изображений, были рассчитаны СКОш $\sigma_{out}^2(m,n)$ на выходе ДКП-фильтра. Если блок принадлежит однородному участку, то с увеличением порога (или значения В) наблюдается уменьшение $\sigma_{out}^2(m,n)$. Однако, если блок принадлежит неоднородному участку, то зависимость $\sigma_{out}^2(m,n)$ от β обычно имеет минимум. Пример такой зависимости приведен на рис. 3. Ее анализ показывает, что локально-оптимальное значение Влопт, при котором наблюдается минимум $\sigma_{out}^2(m,n)$, может существенно отличаться от 2,7.

При таком $\beta_{\text{лопт}}$ значение $\sigma_{\text{out}}^2(m,n)$ может быть существенно меньше, чем $\sigma_{\text{out}}^2(m,n)$ при β =2,7. Следовательно, если при фильтрации без перекрытия блоков удастся для каждого блока установить свой индивидуальный $\beta_{\text{лопт}}(m,n)$, то можно ожидать, что и

глобальное, вычисляемое для всего изображения значение СКОш окажется меньше, чем при использовании фиксированного значения β при фильтрации всего изображения.



Проверим, так ли это. С этой целью были получены усредненные значения $\beta_{\text{лопт}}(m,n)$ для каждого блока исследуемых тестовых изображений путем анализа большого количества реализаций помех фиксированного типа и с заданной дисперсией (значения β варьировались от 0,1 до 4,9 с шагом 0,2). Гистограмма полученных значений $\beta_{\text{логг}}(m,n)$ для изображения Baboon, искаженного аддитивным шумом с дисперсией 100, приведена на рис. 4. Ее анализ показывает, что значения $\beta_{\text{лопт}}(m,n)$ могут существенно отличаться от 2,7. В частности, для весьма большого количества блоков, которые, в основном, соответствуют мелкозернистой контрастной текстуре, значения β_{лопт}(m,n) оказались равными 0,1. Фактически это означает, что для таких блоков положительный эффект фильтрации (подавление помех) меньше, чем отрицательный (внесение искажений).

Затем фильтрация в блоках без перекрытия была осуществлена с локальным порогом

$$\Gamma(n,m) = \beta_{\text{ЛОПТ}}(m,n)\sigma_{\text{ЛОК}}(m,n).$$
(9)

Полученные значения для этого метода (ДКП $\beta_{\text{лопт}}$), а также для ДКП-фильтров с фиксированными значениями β без перекрытия (ДКПбп) и с полным перекрытием (ДКПпп) для нескольких тестовых изображений, искаженных аддитивными помехами с дисперсией 100, приведены в таблице 1.

Полученные результаты показывают следующее. С одной стороны, благодаря локальнооптимальному установлению порога можно достичь заметного улучшения эффективности фильтрации при обработке данных без перекрытия. При этом открытым остается вопрос, каким образом быстро и с приемлемой точностью определить β_{лопт}(m,n) на практике. С другой стороны, при фильтрации без перекрытия блоков все равно не удается достичь такой же или сравнимой эффективности обработки, как при фильтрации с полным перекрытием блоков.



Рис. 4. Гистограмма значений $\beta_{\text{лопт}}(m,n)$ для изображения Baboon, искаженного аддитивным шумом с дисперсией 100

Таблица 1

Значения глобальной СКОш для различных методов ДКП-фильтрации

Тестовое изображение	ДКП _{Влопт}	ДКПбп	ДКПпп
Lenna	36,7	45,9	20,4
Goldhill	57,3	64,5	30,9
Baboon	85,0	109,0	57,7
Barbara	50,7	58,1	26,0

Анализ результатов, приведенных в табл. 1, также показывает, что эффективность фильтрации существенно зависит от свойств изображения. СКОш на выходе фильтров, не использующих перекрытие блоков, заметно больше для изображений со сложной структурой (Baboon).

Интересно, что значения $\beta_{\text{лопт}}(m,n)$, полученные для каждого блока отдельно в соответствии с (6) или (7) могут существенно отличаться от оптимальных значений для этого же блока при использовании фильтрации с перекрытием блоков. Кроме того, при фильтрации без перекрытия для обработанных изображений наблюдается блочный эффект [1], который не проявляется при обработке с перекрытием блоков благодаря усреднению результатов фильтрации для разных блоков, которым принадлежит каждый пиксель.

Заключение

Показано, что эффективность ДКП-фильтрации зависит от многих факторов: свойств изображения, характеристик помех, значений порогов, степени перекрытия блоков. Исследованы пути повышения эффективности за счет изменения и адаптивного (локально-оптимального) выбора значений порогов. Продемонстрировано, что существует потенциал для дальнейшего повышения эффективности обработки изображений на основе ДКП.

Литература

1. Bovik A. Handbook of Image and Video Processing / A. Bovik. – USA, Academic Press, 2000. – 1429 p.

2. Astola J. Fundamentals of nonlinear digital filterin / J. Astola, P. Kuosmanen. – Boca Raton: CRC Press LLC (USA), 1997. – 276 p.

3. Pratt W.K. Digital Image Processing. Fourth Edition / W.K. Pratt. – NY.: Wiley-Interscience (USA), 2007.

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. Portilla J. Image Denoising Using Gaussian Scale Mixtures in the Wavelet Domain / J. Portilla, V. Strela, M. Wainwright, E.P. Simoncelli // IEEE Trans on Image Processing. – Vol. 12, no. 11. – 2003. – P. 1338-1351.

7. Argenti F. Signal dependent noise removal in the undecimated wavelet domain / F. Argenti, G. Torricelli, L. Alparone // Proc. ICASSP 2002. – 2002. – P. 3293-3296.

8. Three-state Locally Adaptive Texture Preserving Filter for Radar and Optical Image Processing / O.V. Tsymbal, V.V. Lukin, N.N. Ponomarenko, A.A. Zelensky, K.O. Egiazarian, J.T. Astola // EURASIP Journal on Applied Signal Processin. – May 2005. – No. 8. – P. 1185-1204.

9. 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. – Article ID 42472. – 2007. – 10 p.

10. 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.

11. Benazza-Benyahia A. Building Robust Wavelet Estimators for Multicomponent Images Using Stein's Principle / A. Benazza-Benyahia, J.-C. Pesquet // IEEE Transactions on Image Processing. – 2005. – Vol. 14, No. 11. – P. 1814-1830.

12. Huang H. A method for realizing reversible type-IV discrete cosine transform (IntDCT-IV) / H. Huang, X. Lin, S. Rahardja, R. Yu // Proceedings of 7^{th} International Conference on Signal Processing. – 2004. – Vol. 1. – P. 101-104.

13. 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.

14. Methods for blind evaluation of noise variance in multichannel optical and radar images / V.V. Lukin, S.K. Abramov, N.N. Ponomarenko, B. Vozel, K. Chehdi // Telecommunications and Radioengineering. – Vol. 65(6). – 2006. – P. 509-537.

15. Adaptive DCT-based 1-D filtering of Poisson and mixed Poisson and impulsive noise [Електронний pecypc] / V.V. Lukin, D.V. Fevralev, S.K. Abramov, S. Peltonen, J. Astola // Proceedings of LNLA, Switzerland, August 2008. – Р. 8. –1 електрон. опт. диск (CD-ROM); 12 см.

16. Improved noise parameter estimation and filtering of MM-band SLAR images / V. Lukin, N. Ponomarenko, S. Abramov, B. Vozel, K. Chehdi // Proceedings of the Sixth International Kharkov Symposium "Physics and Engineering of Millimeter and Sub-Millimeter Waves". – Kharkov (Ukraine). – Vol. 1. – 2007. – P. 439-441.

17. Foi A. Practical Poissonian-Gaussian Noise Modeling and Fitting for Single Image Raw Data / A. Foi, M. Trimeche, V. Katkovnik, K. Egiazarian // IEEE Transactions on Image Processing. – 2008. – Vol. 17, No. 10. – P. 1737-1754.

18. Роенко А.А. Применение устойчивых оценок параметров выборок данных при обработке изображений / А.А. Роенко, Д.В. Февралев, Н.Н. Пономаренко, В.В. Лукин // Восточноевропейский журнал передовых технологий. – 2007. – №3/2 (27). – С. 21-31.

19. Лукин В.В. Цели, методы и алгоритмы локально-адаптивной устойчивой фильтрации радиолокационных изображений / В.В. Лукин // Космическая наука и технология. – 1998. – № 2/3. – С. 39-50.

20. Набор тестовых изображений [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http:// ponomarenko.info/testset1.zip (20.10.2009).

21. Результаты тестирования ДКП фильтра с адаптивным размером и формой блока [Электронный pecypc]. – Режим доступа: http://www.cs.tut.fi/ ~foi/SA-DCT/results.html#ref_denoise (20.10.2009).

22. Абрамов С.К. Мера содержания фона на основе энтропии для поиска и сортировки изображений в базах данных / С.К. Абрамов, В.В. Лукин, Н.Н. Пономаренко // Радиоэлектронные и компьютерные системы. – 2007. – №2 (21). – С. 24-28.

23. Lukin V.V. Improved minimal inter-quantile distance method for blind estimation of noise variance in images / V.V. Lukin, S.K. Abramov, B. Vozel, K. Chehdi // Proceedings of SPIE/EUROPTO Symp. on Satellite Remote Sensing. – Florence (Italy). – 2007. – P. 12.

24. Tsymbal O.V. Implementation aspects of multistage adaptive filtering of MM-band SLAR images / O.V. Tsymbal, V.V. Lukin, A.A. Zelensky, J.T. Astola // Proceedings of the Fifth International Kharkov Symposium "Physics and Engineering of Millimeter and Sub-Millimeter Waves", Kharkov, Ukraine, 2004. – Vol. 1. – P. 262-264.

Поступила в редакцию 20.10.2009

Рецензент: д-р техн. наук, проф., проф. каф. 501 В.К. Волосюк, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", Харьков, Украина.

ДОСЛІДЖЕННЯ ПОТЕНЦІЙНОЇ ЕФЕКТИВНОСТІ ФІЛЬТРАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ДИСКРЕТНОГО КОСИНУСНОГО ПЕРЕТВОРЕННЯ

В.В. Лукін, М.М. Пономаренко, Д.В. Февральов

Досліджено потенційну ефективність фільтрації зображень, спотворених адитивною завадою, що просторово некорельована, на основі дискретного косинусного перетворення (ДКП) в блоках фіксованого розміру. Показано, що ефективність розглянутого підходу може бути суттєво підвищена у разі встановлення оптимального порога для кожного блока з урахуванням характеристик сигнальної складової.

Ключові слова: фільтрація зображень, ДКП, значення порога.

STUDY OF POTENTIAL EFFICIENCY OF IMAGE FILTERING BASED ON DISCRETE COSINE TRANSFORM

V.V. Lukin, N.N. Ponomarenko, D.V. Fevralev

Potential efficiency of fixed size DCT-based filtering of images corrupted by additive spatially uncorrelated noise is studied. It is shown that efficiency of the considered approach can be considerably increased due to optimal threshold setting and taking into account characteristics of signal component for each block.

Key words: image filtering, DCT, threshold value.

Лукин Владимир Васильевич – д-р техн. наук, проф., проф. каф. 504, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: lukin@xai.kharkov.ua.

Пономаренко Николай Николаевич – канд. техн. наук, докторант каф. 504, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: uagames@mail.ru.

Февралев Дмитрий Владимирович – канд. техн. наук, н.с. каф. 504, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», г. Харьков, Украина, e-mail: fevralev_@mail.ru.