

УДК 621.3:681.34

С.К. АБРАМОВ, В.В. ЛУКИН, Н.Н. ПОНОМАРЕНКО, Д.В. ФЕВРАЛЕВ

*Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е.Жуковского «ХАИ», Украина***ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ФИЛЬТРАЦИИ ЦВЕТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ РАЗЛИЧНЫХ МЕТРИК**

*Приведены результаты исследования эффективности фильтрации цветных изображений, искаженных пространственно некоррелированными и коррелированными аддитивными помехами. При исследовании использованы фильтры на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП) и база цветных изображений TID2008. Анализ проведен с применением как традиционной метрики ПОСШ, так и ее модификации PSNR-HVS-M, предназначенной для адекватного описания визуального качества изображений. Показано, что в зависимости от степени сложности информационной составляющей изображения эффективность фильтрации варьируется в широких пределах. Предложен параметр, позволяющий характеризовать степень сложности обрабатываемого изображения и заранее предсказывать, насколько эффективной может быть его фильтрация.*

**Ключевые слова:** база цветных изображений, эффективность фильтрации, метрики

**Введение**

Многие системы позволяют формировать изображения, которые, наряду с одномерными сигналами, являются в настоящее время основным типом данных в современных телекоммуникационных и следящих системах, медицинских комплексах и повседневной практике, например, цифровых фотоаппаратах [1-3]. Несмотря на постоянное совершенствование аппаратуры формирования изображений качество многих исходных изображений не удовлетворяет пользователей. Одним из основных факторов, определяющих качество, являются помехи различного вида, в частности, шум, тип и характеристики которого могут быть различными [1, 3]. Основными причинами наличия шума являются условия формирования изображения, например, малая экспозиция (доза облучения в медицине) или сам принцип формирования изображения (как для радиолокаторов с синтезированной апертурой антенны в системах дистанционного зондирования).

В связи с этим для повышения качества изображений широко используется фильтрация, целями которой могут быть подавление помех с сохранением полезной информации, повышение визуального качества, обеспечение лучших условий для последующего сжатия, классификации или решения других конечных задач [3-6]. Количество разработанных к настоящему времени фильтров огромно и продолжает расти. Это связано со следующими аспектами:

1) неудовлетворенностью достигнутыми результатами, поскольку любые фильтры наряду с полезным эффектом подавления помех в той или

иной мере искажают и полезный сигнал;

2) развитием новых математически обоснованных подходов, каковыми в 90-е годы прошлого столетия стали фильтры на основе ортогональных преобразований, анализа главных и независимых компонент и т.д.;

3) уточнением моделей помех, обнаружением практических ситуаций, для которых те или иные фильтры неприменимы или малопригодны;

4) стремлением автоматизировать обработку изображений, сделать ее робастной, адаптивной, интеллектуальной, приспособленной к решению конкретной конечной задачи;

5) применением новых критериев (метрик) эффективности обработки.

Данная статья посвящена рассмотрению трех последних аспектов (3-5). Прежде всего, отметим, что в подавляющем большинстве работ, в которых рассматриваются или разрабатываются фильтры для обработки изображений, помехи полагаются пространственно-некоррелированными. Такое допущение является идеализацией, причем в определенном смысле вредной для практики, поскольку в результате при практическом применении эффективность фильтров оказывается заметно более низкой, чем можно было бы ожидать по результатам исследований (анализа), проведенных для пространственно-некоррелированных помех [7, 8]. Поэтому ниже нами рассматриваются как пространственно-некоррелированные, так и коррелированные помехи.

Для цветных изображений, которым в данной работе уделено основное внимание, одним из важнейших требований к фильтрам является повышение визуального качества. В последние годы многие

авторы неоднократно указывали на тот факт, что среднеквадратическая ошибка (СКОш) на выходе фильтра или связанная с ней метрика ПОСШ (пиковое отношение сигнал-шум) не способны адекватно характеризовать визуальное качество обработанных изображений [9, 10] как, впрочем, и визуальное качество исходных, искаженных помехами, изображений. Экспертами отмечалось, что возрастание отношения сигнал-шум или ПОСШ на выходе фильтра по сравнению со входом в результате фильтрации на, скажем, 3 дБ отнюдь не гарантирует улучшения визуального качества. Поэтому наряду с традиционными метриками (СКОш, ПОСШ) все шире применяются другие метрики – DCtune, WSNR, SSIM, MSSIM, PSNR-HVS-M, способные более адекватно характеризовать визуальное качество изображений [9, 10]. В связи с этим, ниже анализ эффективности фильтрации проводится нами с привлечением одной из наиболее адекватных метрик – PSNR-HVS-M [11]. Еще одним недостатком многих публикаций, посвященных фильтрации изображений, является то, что тестирование проводится для ограниченного набора изображений, часто двух-трех, реже пяти-шести стандартных, ставших по умолчанию тестовым набором: Lena, Barbara, Peppers, реже Baboon, Boats, Goldhill [12]. Часто для анализа выбираются более «удобные» изображения, например, Lena и Peppers, для которых эффект фильтрации более заметен и легче достижим. Кроме того, на этих изображениях, полученных много лет назад, присутствует собственный шум, что затрудняет анализ эффективности фильтрации. Поэтому исследование эффективности фильтрации целесообразно проводить для большего количества изображений, на которых практически отсутствуют собственные помехи. Таковыми являются набор цветных тестовых изображений Кодака [13] и сформированная на его основе база изображений TID2008 [14], искаженных разнообразными помехами [10]. Цель тестирования фильтров на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП) или других методов для этих баз цветных изображений – выявить изображения и уровни помех, при которых применение фильтрации является желательным (или, наоборот, нецелесообразным).

### **1. База изображений TID2008 и особенности ДКП-фильтрации цветных изображений**

Исходно база цветных изображений TID2008 создавалась не с целью тестирования с ее помощью методов фильтрации, а для тестирования метрик визуального качества изображений, на которых при-

сутствуют различные типы помех и искажений. Общее число типов искажений – 17, среди которых пространственно-некоррелированные аддитивные помехи (первый тип искажений), пространственно-коррелированные помехи (третий тип искажений), а также многие другие [10], включая и отфильтрованные изображения, для которых искажения обусловлены как остаточными помехами, так и несовершенством фильтров. Более подробно методики формирования базы и тестирования метрик описаны в работе [10]. В рамках данного исследования важны некоторые выводы, приведенные в [10]. Во-первых, в [10] и ряде других работ, например [15], показано, что при одной и той же дисперсии аддитивных пространственно-коррелированных и некоррелированных помех, присутствующих на одном и том же изображении, изображение, искаженное пространственно-коррелированными помехами, однозначно воспринимается наблюдателями как имеющее более низкое визуальное качество. Это одна из причин, по которой проблеме подавления пространственно-коррелированных помех должно быть уделено повышенное внимание. Второй вывод по результатам исследований [10] состоит в следующем. Для того, чтобы отфильтрованное изображение визуально выглядело лучше, чем исходное, искаженное шумом, необходимо, чтобы благодаря фильтрации ПОСШ было повышено на 3...6 дБ. При этом, чем ниже ПОСШ исходного изображения, тем большим должно быть улучшение ПОСШ при фильтрации.

Еще одной особенностью базы цветных изображений TID2008 является то, что интенсивность помех и искажений подобрана таким образом, что обеспечиваются четыре уровня искажений, характеризующихся значениями ПОСШ, примерно равными 30, 27, 24 и 21 дБ. Применительно к аддитивным помехам это соответствует значениям дисперсии помех, равным соответственно 65, 130, 260 и 520 для изображений, каждая из компонент которых (R, G и B) представлены однобайтными (восьмибитовыми) целыми числами. С практической точки зрения наибольший интерес представляет значение дисперсии, равное 65, поскольку на практике значения дисперсии аддитивных помех, равные нескольким сотням, встречаются редко, хотя такие «экзотические» ситуации нередко рассматриваются исследователями в их публикациях [5, 12]. В заключение рассмотрения особенностей базы TID2008 отметим ее доступность для скачивания, и авторы уверены, что с использованием этой базы может быть проведен широкий комплекс разнообразных исследований (смотри, например, [16, 17]).

Фильтрация на основе ДКП является в настоящее время одним из наиболее эффективных подходов к повышению качества зашумленных изображе-

ний [3, 6-8, 18-20]. Основными достоинствами метода и его модификаций являются высокая степень подавления помех на однородных участках, сохранение текстуры и относительно небольшая степень искажения границ и деталей, способность адаптировать обработку к различным типам помех (аддитивным, сигнально-зависимым, смешанным, пространственно-коррелированным и некоррелированным). Имеются возможности адаптироваться к локальному контенту изображений, локальным характеристикам помех, выполнять как покомпонентную, так и трехмерную обработку многоканальных и цветных изображений.

Напомним, что основной принцип ДКП-фильтрации состоит в том, что 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 или изменяются незначительно. На заключительных этапах выполняют обратное ДКП и, если используется обработка в перекрывающихся блоках, то усредняют отфильтрованные значения для каждого пикселя с учетом тех блоков, которые включают данный пиксель. При использовании обработки с перекрывающимися блоками или с поиском подобных блоков фильтры на основе ДКП превосходят по традиционным критериям (СКОш и ПОСШ) существующие аналоги для различных помеховых ситуаций [3, 18, 19].

Описанный выше принцип обработки может использоваться как для каждой компоненты многоканального изображения отдельно, так и для трехмерных блоков при условии, что дисперсии помех для компонент одинаковы [6]. Несмотря на то, что трехмерная (с учетом коррелированности компонент) обработка цветных изображений позволяет достичь большей эффективности фильтрации, ниже остановимся на более простом варианте покомпонентной (раздельной) обработки компонент RGB цветных изображений, поскольку они более просты и обеспечивают более высокое быстродействие. Поскольку рассматривается случай воздействия аддитивных помех, то будем анализировать метод обработки с фиксированным жестким порогом, определенным как  $T=2,7\sigma$ , где  $\sigma$  - среднеквадратическое отклонение аддитивного шума. Такая рекомендация обычно приводит к наилучшему качеству обработанных изображений с точки зрения наибольшего ПОСШ.

Одновременно с ПОСШ (обычным PSNR) будем в дальнейшем анализировать метрику PSNR-HVS-M [11], которая, как показал анализ [10], в настоящее время является одной из наиболее адекватных для описания визуального качества как зашумленных, так и отфильтрованных изображений.

## 2. Анализ случая пространственно-некоррелированных аддитивных помех

Напомним, что среднеквадратическая ошибка на выходе фильтра для компонент цветного изображения рассчитывается как

$$\sigma_{k\text{out}}^2 = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (I_{kij}^2 - I_{kij}^{\text{true}})^2 / IJ, \quad (1)$$

где  $I_{kij}^f$  -  $ij$ -й отсчет  $k$ -й компоненты цветного RGB изображения на выходе фильтра,  $I_{kij}^{\text{true}}$  - истинное значение  $ij$ -ого отсчета  $k$ -й компоненты;  $I, J$  - количество пикселей в строках и столбцах изображений (для изображений в базе TID2008 соответственно 512 и 384). ПОСШ при 8-битном представлении каждой из компонент цветного изображения определяется в виде

$$\text{PSNR}_k = 10 \lg(255^2 / \sigma_{k\text{out}}^2). \quad (2)$$

Метрика PSNR-HVS-M также предусматривает сначала расчет  $\sigma_{k\text{HVS-M}}^2$ , а затем

$$\text{PSNR-HVS-M}_k = 10 \lg(255^2 / \sigma_{k\text{HVS-M}}^2). \quad (3)$$

При расчете  $\sigma_{k\text{HVS-M}}^2$  учитываются две особенности визуальной системы человека (HVS – human visual system): более низкая чувствительность к искажениям в области высоких пространственных частот и эффекты маскирования. Расчет PSNR-HVS-M производился при помощи разработанного авторами программного модуля [21].

Значения  $\text{PSNR}_k$  в зависимости от номера тестового изображения  $n$  приведены на рис. 1 ( $\sigma^2=65$ ). Первый вывод состоит в том, что для каждого изображения  $\text{PSNR}_1 \approx \text{PSNR}_2 \approx \text{PSNR}_3$ , то есть эффективность фильтрации примерно одинакова для всех трех компонент цветного изображения. Это объясняется высокой степенью взаимной коррелированности (подобием) компонент цветных изображений в RGB-представлении, что неоднократно отмечалось в литературе [3-6] и использовалось в векторной фильтрации.

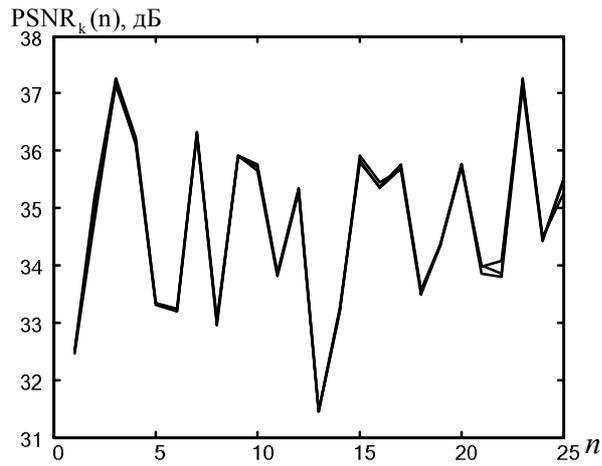


Рис. 1. Значения  $PSNR_k(n)$  для компонент цветных изображений после фильтрации,  $\sigma^2=65$

Второй вывод, вытекающий из анализа графиков на рис. 1, – в соответствии с критерием ПОСШ эффективность фильтрации для разных изображений существенно различна. Есть тестовые изображения, например 13-е, для которого выигрыш составляет всего около 1,5 дБ (ПОСШ для всех исходных зашумленных изображений равен 30 дБ при исследуемой дисперсии аддитивных гауссовых помех, равной 65). Одновременно для других тестовых изображений, например 3-го и 23-го, ПОСШ на выходе фильтра превосходит 37 дБ, то есть выигрыш больше 7 дБ. Очевидно, что причина этого в различных свойствах тестовых изображений (представлены на рис. 2) и зависимости от них эффективности фильтрации.

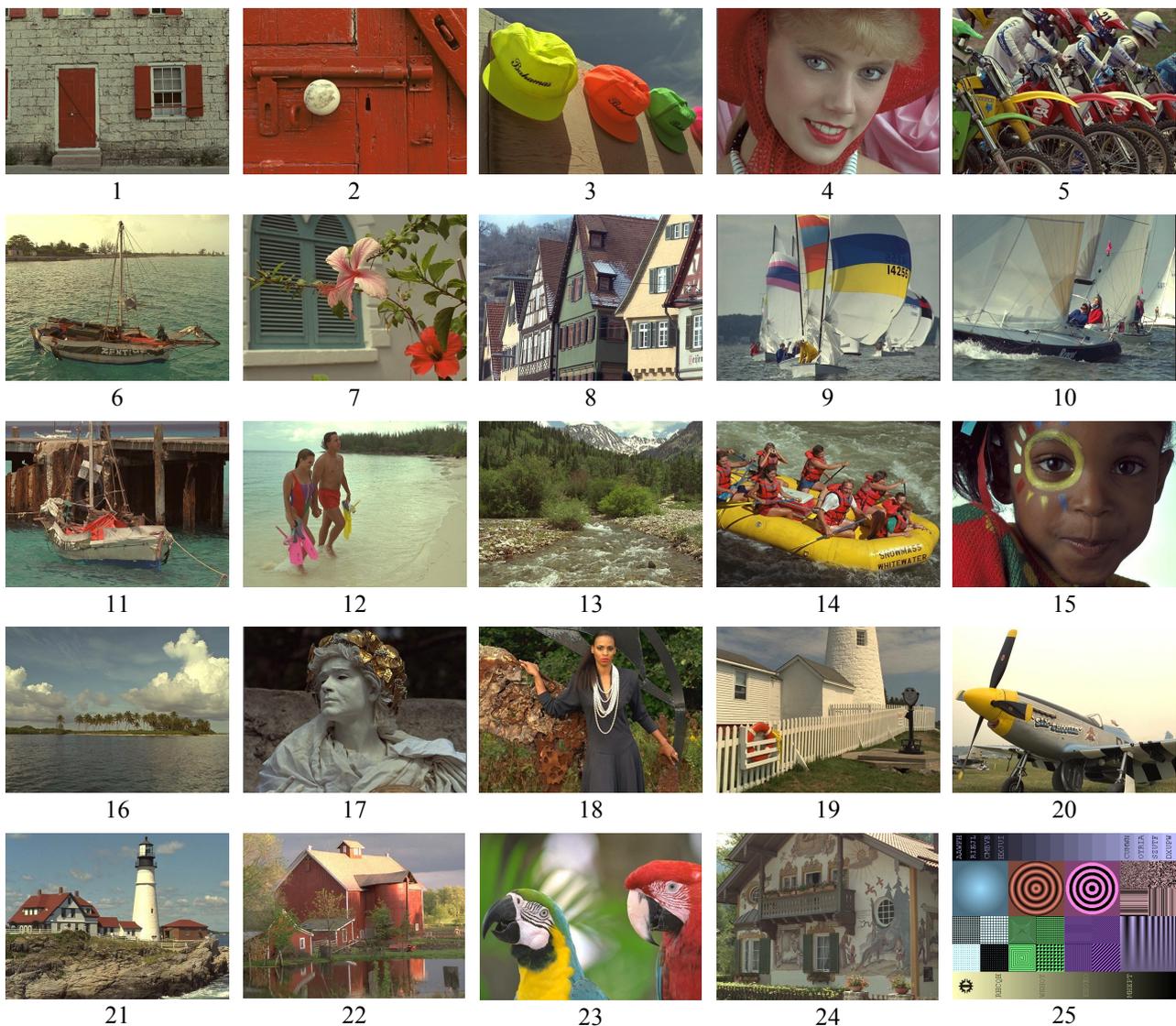


Рис. 2. Тестовые изображения (1-24) TID2008, сформированные на основе набора Kodak, и 25-е тестовое изображение, синтезированное нами (размеры всех изображений 512x384 пикселей, 24 бита на пиксель)

Визуальный анализ показывает, что 13-е тестовое изображение гораздо более текстурное, чем 3-е, 23-е и многие другие. Проблема обеспечения эффективной фильтрации текстурных изображений имеет место не только для исследуемых ДКП-фильтров, но практически и для всех других. Если проанализировать графики на рис. 1 внимательней, то обнаружится, что наименьшие значения  $PSNR_k(n)$  наблюдаются (кроме 13-го) для 1-го, 5-го, 6-го, 8-го и 18-го тестовых изображений, которые так же, как и 13-е тестовое изображение, содержат много текстурных участков и малоразмерных деталей (см. тестовые изображения на рис. 2).

Проанализируем теперь результаты, полученные для метрики PSNR-HVS-M. Они представлены на рис. 3, причем нижняя группа трех практически совпадающих кривых соответствует значению этой метрики для исходных (зашумленных) тестовых изображений, а верхняя группа, также состоящая из трех практически совпадающих друг с другом кривых, описывает зависимость значений метрики для отфильтрованных изображений.

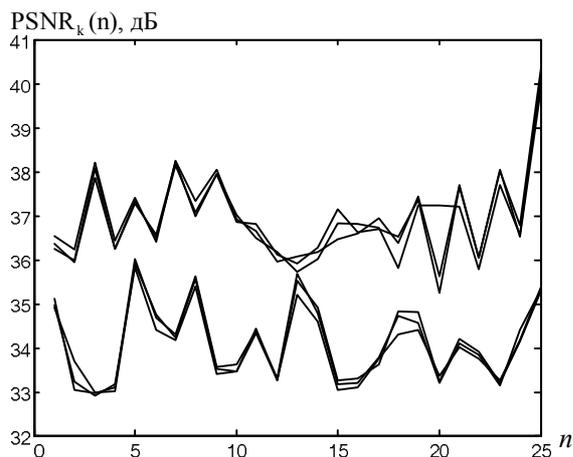


Рис. 3. Значения PSNR-HVS-M<sub>k</sub>(n) для компонент цветных изображений до и после фильтрации

Как и на рис. 1, для разных цветовых компонент графики метрики PSNR-HVS-M практически совпадают как до, так и после фильтрации. Отметим, что значения PSNR-HVS-M для зашумленных изображений для всех изображений выше, чем значение PSNR для них (30 дБ), что обусловлено в первую очередь эффектами маскирования [11]. При этом наибольшие значения PSNR-HVS-M для зашумленных изображений имеют место как раз для наиболее текстурных изображений, для которых эффекты маскирования наибольшие.

Как следует из сравнительного анализа значений PSNR-HVS-M после и до фильтрации, для всех

тестовых изображений в соответствии с рассматриваемой метрикой достигнуто улучшение визуального качества. Однако если для «относительно простых» изображений, например 3-го и 23-го, увеличение PSNR-HVS-M благодаря фильтрации достигает примерно 5 дБ, то для 13-го тестового изображения выигрыш не превышает 1 дБ, то есть практически незаметен. Невелики выигрыши и для других текстурных изображений, в частности 1-го и 5-го.

На практике при стремлении автоматизировать обработку важной практической задачей является принятие решения о необходимости (целесообразности) применять фильтрацию для конкретного изображения, а также о выборе фильтра и его параметров. В этом плане хотелось бы иметь параметр, характеризующий степень сложности (текстурности) обрабатываемого изображения. Вероятно, можно предложить несколько таких параметров, вычисляемых для всего изображения. Выбор наилучшего из них является отдельной и непростой задачей. Поэтому ниже рассмотрим возможность применения одного из таких параметров, предложенного недавно в нашей работе [22].

Методика его расчета состоит в следующем. Для каждого блока с координатами верхнего левого угла  $l$  и  $m$  рассчитываются две оценки локальной дисперсии в блоке: одна в пространственной области

$$\sigma_{k\ lm}^2 = \sum_{i=l}^{l+7} \sum_{j=m}^{m+7} (I_{kij}^2 - \bar{I}_{kmm})^2 / 63; \quad \bar{I}_{kmm} = \sum_{i=l}^{l+7} \sum_{j=m}^{m+7} I_{kij} / 64, \quad (4)$$

а вторая в спектральной области

$$(\sigma_{k\ lm}^{sp})^2 = (1,483 \text{med}(|D_{qs}^{lm}|))^2, \quad (5)$$

где  $D_{qs}^{lm}, q=0, \dots, 7, s=0, \dots, 7$  — ДКП-коэффициенты  $lm$ -го блока. Затем для каждого блока рассчитывается значение  $R_{k\ lm} = \sigma_{k\ lm} / \sigma_{k\ lm}^{sp}$ , формируется их гистограмма для каждой  $k$ -й компоненты и определяется ее мода  $\hat{T}_k$ . Алгоритм автоматической оценки моды распределения описан в работе [23]. Распределение значений  $R_{k\ lm}$  для всех  $k$  имеет квазигансову часть с максимумом, координата которого близка к единице, и тяжелый правосторонний «хвост», вследствие чего для получения оценки  $\hat{T}_k$  приходится применять достаточно сложный устойчивый адаптивный алгоритм поиска моды.

Значения  $\hat{T}_k$  в виде зависимостей от номера тестового изображения для всех трех цветных компонент представлены на рис. 4.

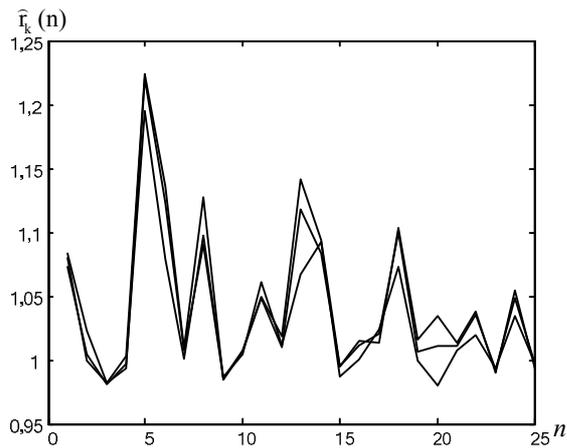


Рис. 4. Значения  $\hat{r}_k(n)$  для компонент исходных цветных изображений (до фильтрации)

Особо интересен тот факт, что значения  $\hat{r}_k(n)$  близки к единице для большинства относительно простых изображений, но заметно больше единицы для текстурных тестовых изображений, например, 5-го, 13-го, 8-го и т.д. Таким образом, можно предположить, что параметр  $\hat{r}_k(n)$  «коррелирован» со сложностью изображения и связанной с ней эффективностью фильтрации. Характеризовать такую «коррелированность» обычным коэффициентом взаимной корреляции Пирсона не имеет смысла, поскольку при расчете  $\hat{r}_k(n)$  и  $PSNR_k(n)$  используются нелинейные преобразования. Можно применять фиттинг данных [10, 11], но это также не лучший выход в связи с многообразием различных вариантов фиттинга. Поэтому целесообразно использовать ранговые корреляции, например коэффициент ранговой корреляции Спирмена [25]. Нами были рассчитаны значения коэффициента ранговой корреляции Спирмена  $R_{k_{sp}}$  для массивов  $\hat{r}_k(n)$  (рис. 4) и  $PSNR_k(n)$  (рис. 1) на выходе фильтров,  $n=1, \dots, 25$ . Все три значения для цветных компонент лежат в пределах от -0,9 до -0,8. Отрицательные значения свидетельствуют о том, что уменьшению  $\hat{r}_k(n)$  соответствует увеличение  $PSNR_k(n)$ . Близкие к единице модульные значения  $R_{k_{sp}}$  показывают, что существует достаточно жесткая и однозначная взаимосвязь между значениями  $\hat{r}_k(n)$  и  $PSNR_k(n)$ . То есть в рассматриваемом случае пространственно-некоррелированных помех существенное отличие  $\hat{r}_k(n)$  от единицы (например, превышение уровня 1,1) указывает на то, что изображение, которое предполагается фильтровать, имеет достаточно сложную структуру (является текстурным или содержит много мелких деталей). Поэтому не следует

ожидать большого увеличения ПОСШ и заметного улучшения визуального качества после фильтрации.

Интересно, что наблюдается и существенная взаимосвязь между  $\hat{r}_k(n)$  (рис. 4) и  $PSNR-HVS-M_k(n)$  до фильтрации (нижняя группа кривых на рис. 3). Значения коэффициента ранговой корреляции Спирмена  $R_{k_{sp}}$  для этих массивов лежат в пределах от 0,8 до 0,9. Лишь для искусственного тестового изображения (25-го, см. рис. 2) значения  $\hat{r}_k(n)(25)$  близки к единице, а значения  $PSNR-HVS-M_k(25)$  достаточно велики, примерно такие же, как и для других (естественных) текстурных тестовых изображений. Таким образом, параметры  $\hat{r}_k(n)$  позволяют в определенной степени судить и об эффектах маскирования в зашумленных изображениях.

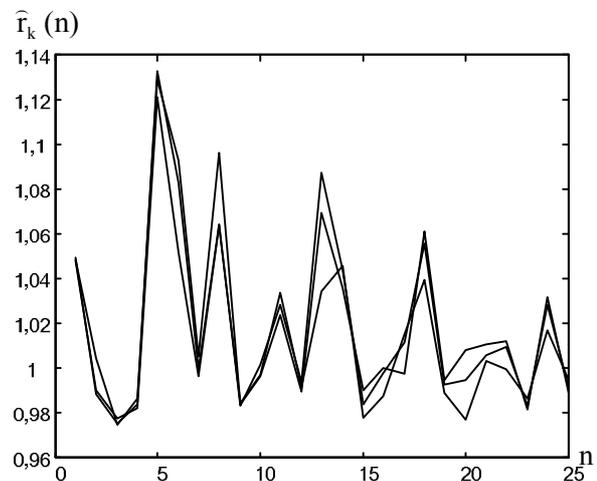


Рис. 5. Значения  $\hat{r}_k(n)$  для компонент исходных цветных изображений,  $\sigma^2=130$

Аналогичное исследование было проведено и для дисперсии аддитивного шума  $\sigma^2=130$  (ПОСШ для исходных изображений равно 27 дБ). Были получены аналогичные зависимости, одна из них приведена на рис. 5 для  $\hat{r}_k(n)$ . Сравнение зависимостей на рис. 4 и 5 показывает, что они подобны друг другу. Снова наибольшие значения  $\hat{r}_k(n)$  наблюдаются для наиболее текстурных изображений. Однако, в целом, значения  $\hat{r}_k(n)$  для них несколько уменьшились для  $\sigma^2=130$  по сравнению со случаем  $\sigma^2=65$  (рис. 4).

Это позволяет предположить, что эффективность фильтрации может повыситься. Будем ее характеризовать разностью

$$\Delta PSNR_k(n) = PSNR_k(n) - PSNR_{исх}, \quad (6)$$

где  $PSNR_{исх}$  – ПОСШ для зашумленных изображений, которое при  $\sigma^2=65$  равно 30 дБ, а при  $\sigma^2=130$  равно 27 дБ. Зависимости  $PSNR_k(n)$  для  $\sigma^2=130$  представлены на рис. 6. Их сравнение с соответствующими зависимостями на рис. 1 показывает, что они также очень похожи. Для одинаковых  $n$  и  $k$  значения  $PSNR_k(n)$  отличаются примерно на 2 дБ, то есть меньше, чем, для исходных изображений при  $\sigma^2=65$  и  $\sigma^2=130$ . Это свидетельствует о том, что при более высоком уровне помех значения  $\Delta PSNR_k(n)$  увеличиваются, то есть эффективность фильтрации возрастает. Таким образом, и в этом случае (разные дисперсии помех) меньшие значения  $\bar{r}_k(n)$  указывают на большую потенциальную эффективность фильтрации. Эффективность фильтрации возросла и в плане повышения визуального качества обработанных изображений.

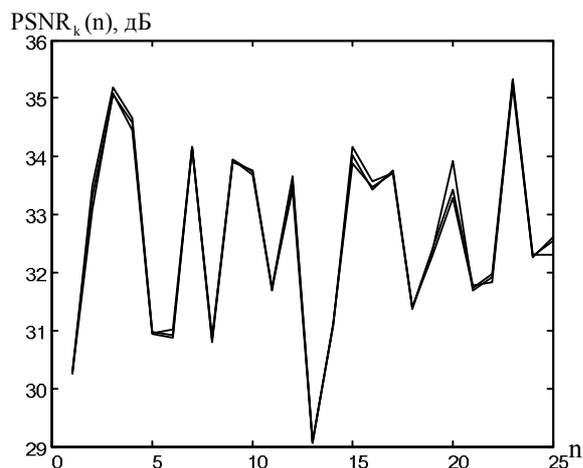


Рис. 6. Значения  $PSNR_k(n)$  для компонент цветных изображений после фильтрации,  $\sigma^2=130$

Еще один вопрос, который постоянно вызывает интерес у разработчиков фильтров, - а каков предел эффективности фильтрации изображений и насколько близки достигнутые показатели к предельным? Недавно в работе [26] был предложен подход получения потенциального предела СКОш при некоррелированных аддитивных помехах. Нами были проведены расчеты, представленные ниже в табл. 1 для красной компоненты наиболее текстурных изображений исследуемой базы.

Как следует из анализа этих данных, для очень текстурных изображений (например, 13-го) предел почти достигнут. Для менее сложных имеются небольшие возможности дальнейшего повышения эффективности фильтрации, но при этом значения СКОш для них меньше.

Таблица 1

Сравнение предельно достижимых результатов фильтрации по критерию СКОш с результатами фильтрации нашим методом при  $\sigma^2=65$  и  $\sigma^2=130$

№ изобр.	$\sigma^2=65$		$\sigma^2=130$	
	Пред.	Дост.	Пред.	Дост.
5	27,5	30,4	48,0	52,4
8	23,2	32,5	40,8	53,7
13	41,0	46,6	72,8	80,5
14	20,7	31,0	35,6	50,5
18	21,4	28,7	37,7	47,1

### 3. Анализ случая пространственно-коррелированных помех

Если шум является аддитивным и пространственно-коррелированным, то, прежде всего, следует остановиться на двух возможных способах его подавления с использованием ДКП-фильтров. Описанный выше вариант ДКП-фильтра с фиксированным порогом  $T=2,7\sigma$  не является в таком случае достаточно эффективным [7, 8]. Необходимо адаптировать порог не только к СКО помех, но и к их пространственному ДКП-спектру.

Предположим, что нормированный ДКП-спектр

$$\{W_{\text{ном}}(q,s), q=0,\dots,7, s=0,\dots,7 \text{ кроме } q=s=0\}$$

заранее известен или оценен с высокой точностью. Тогда для всех частот, кроме  $q=s=0$ , необходимо устанавливать частотно-зависимый порог в виде

$$T(q,s)=2,7\sigma\sqrt{W_{\text{ном}}(q,s)}, \quad (7)$$

и проводить для каждого блока жесткую пороговую обработку.

Приведем данные, свидетельствующие о целесообразности такого подхода. На рис. 7 приведены зависимости  $PSNR_k(n)$  при использовании обычного ДКП-фильтра при  $\sigma^2=65$ . Очевидно, что  $\Delta PSNR_k(n)$  в этом случае не превышает 3 дБ, а для 13-го тестового изображения вообще является отрицательным. Чтобы убедиться в сложности подавления коррелированных помех, достаточно сравнить зависимости на рис. 7 и рис. 1.

Применение ДКП-фильтрации с использованием частотно-зависимого порога (7) позволяет заметно повысить эффективность обработки в соответствии с критерием  $PSNR_k(n)$ . Эти зависимости приведены на рис. 8. Сравнение кривых на рис. 7 и 8 показывает, что благодаря учету коррелированности

помех для всех тестовых изображений удалось на 1...3 дБ повысить  $PSNR_k$ . Наименьшее увеличение  $PSNR_k$  наблюдается для наиболее текстурных тестовых изображений.

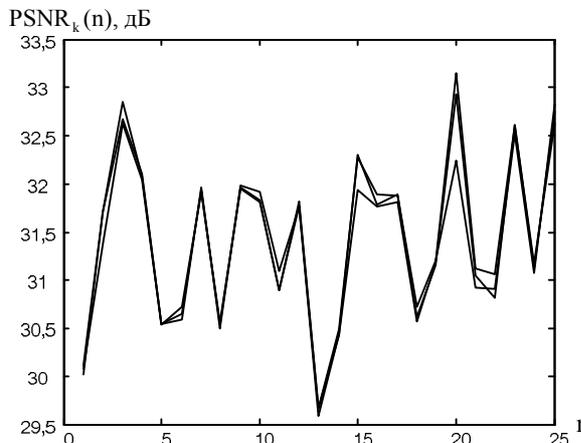


Рис. 7. Значения  $PSNR_k(n)$  для компонент цветных изображений после фильтрации (коррелированный шум с  $\sigma^2=65$ )

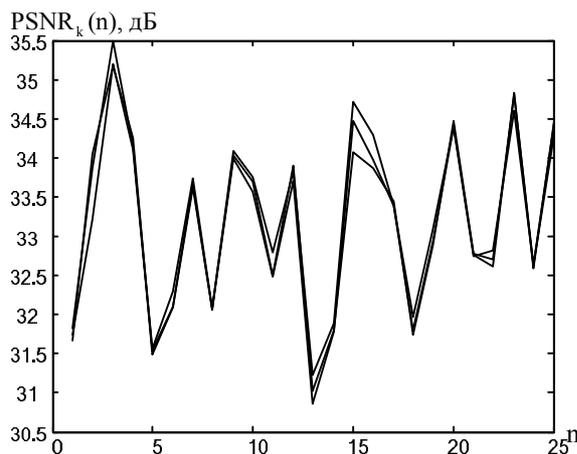


Рис. 8. Значения  $PSNR_k(n)$  для компонент цветных изображений после обработки модифицированным ДКП-фильтром (коррелированный шум с  $\sigma^2=65$ )

На рис. 9 приведены зависимости  $PSNR-HVS-M_k(n)$  для компонент цветных изображений до (нижняя группа кривых) и после (верхняя группа кривых) обработки обычным ДКП-фильтром (с частотно-независимым порогом). Улучшение визуального качества наблюдается, но оно незначительное (от 0,7 до 2,5 дБ).

Если же используется ДКП-фильтрация с частотно-зависимым порогом (7), то визуальное качество возрастает более существенно (см. зависимости на рис. 10). Снова наименьшее улучшение визуального качества имеет место для наиболее текстурных тестовых изображений (13-го), а наибольшее – для наиболее простых (например, 3-го тестового изображения).

Таким образом, применение ДКП-фильтрации с частотно-зависимым порогом позволяет хорошо подавить пространственно-коррелированный шум и повысить качество обработанного изображения в соответствии как с традиционными критериями, так и метриками визуального качества. При  $\sigma^2=130$  были получены аналогичные результаты. Отличие состоит в том, что, в целом, эффективность фильтрации в плане степени повышения качества в этом случае несколько выше, чем при  $\sigma^2=65$ .

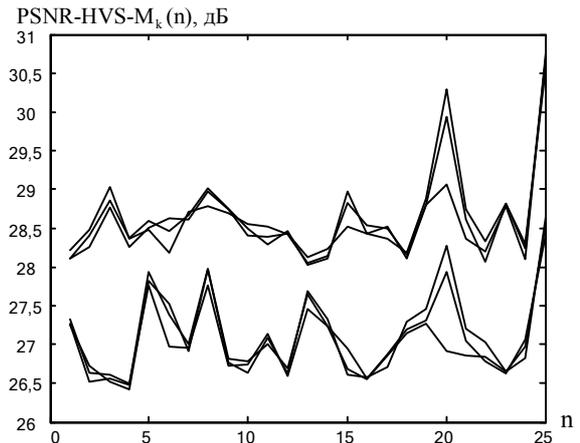


Рис. 9. Значения  $PSNR-HVS-M_k(n)$  для компонент цветных изображений до и после обработки обычным ДКП-фильтром (коррелированный шум с  $\sigma^2=65$ )

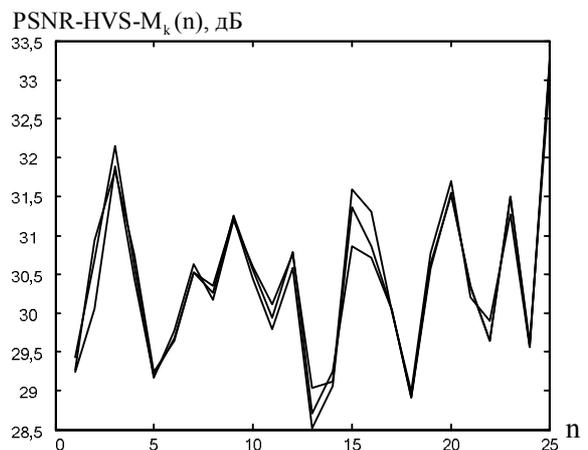


Рис. 10. Значения  $PSNR-HVS-M_k(n)$  для компонент цветных изображений до и после обработки модифицированным ДКП-фильтром (коррелированный шум с  $\sigma^2=65$ )

Проанализируем теперь поведение параметра  $\hat{\tau}_k(n)$  при коррелированных помехах. Соответствующие зависимости приведены на рис. 11. В целом, эти зависимости для разных дисперсий шума очень похожи. Для большинства тестовых изображений

жений значения  $\hat{\Gamma}_k(n)$  примерно равны 1,55 (при той степени пространственной коррелированности шума, который был использован для формирования третьего типа искажений в базе TID2008 и моделировался с использованием линейного усредняющего фильтра со скользящим окном 3x3пикселя). При другой степени коррелированности помех средние значения  $\hat{\Gamma}_k(n)$  могут быть иными. Важно то, что для коррелированных помех значения  $\hat{\Gamma}_k(n)$  существенно отличаются от единицы как для достаточно простых, так и для текстурных изображений.

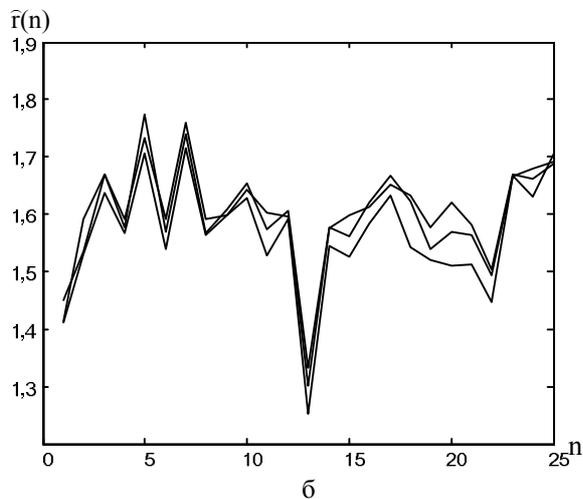
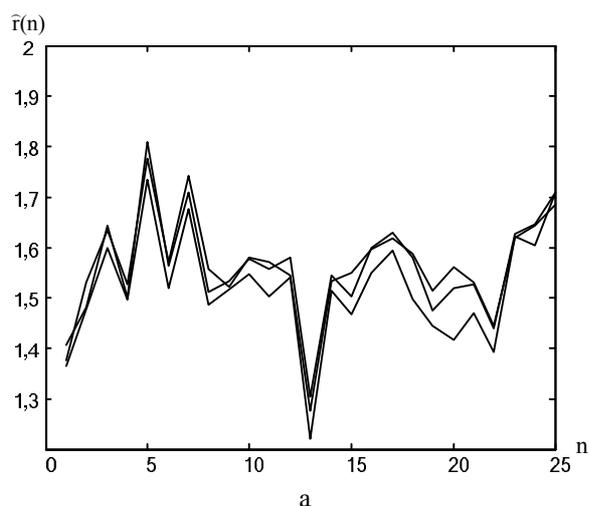


Рис. 11. Значения  $\hat{\Gamma}_k(n)$  для компонент исходных цветных изображений при коррелированном шуме с  $\sigma^2=65$  и  $\sigma^2=130$  (до фильтрации)

Таким образом, значения  $\hat{\Gamma}_k(n)$ , не превышающие примерно 1,05, свидетельствуют о том, что изображение является достаточно простым и искажено шумом, который можно считать пространственно-некоррелированным. Тогда, во-первых, можно ожидать высокой эффективности фильтрации такого изображения, а, во-вторых, использовать

обычный вариант ДКП-фильтра или какой-либо другой хороший метод обработки. Если дисперсия помех априорно неизвестна, то для таких изображений приемлемую точность обеспечивают многие методы оценивания дисперсии помех вслепую [27].

В противоположном случае, то есть если значения  $\hat{\Gamma}_k(n)$  превышает примерно 1,05, сложно сделать однозначный вывод о том, что является причиной – текстурность изображения, коррелированность помех или оба фактора одновременно. В любом случае целесообразно оценивать пространственный спектр помех, что можно сделать, используя метод, недавно предложенный в работе [28]. Он позволяет достаточно точно оценивать пространственный спектр помех в области ДКП-коэффициентов даже для высокотекстурных изображений. Полученные оценки затем могут быть использованы при фильтрации как для пространственно-коррелированных, так и некоррелированных помех. Следовательно, процесс обработки изображений, включающий оценивание типа помех (коррелированные или некоррелированные на основе анализа параметра  $\hat{\Gamma}_k(n)$ ), определение характеристик помех (оценивание дисперсии и, если необходимо, спектра помех) и собственно фильтрацию может быть автоматизирован.

## Заключение

Используя базу цветных изображений TID2008, искаженных помехами с различными свойствами, показано, что эффективность фильтрации в соответствии с различными метриками зависит как от свойств изображений (степень текстурности, сложность), так и от свойств помех. При этом для относительно простых изображений, особенно при высоком уровне и некоррелированности помех (при  $\hat{\Gamma}_k(n) \approx 1$ ), достигать существенного повышения качества сравнительно легко, и это может быть сделано с использованием обычных ДКП-фильтров. В других ситуациях существенный выигрыш в качестве обработанных изображений по сравнению с исходными не всегда возможен, особенно при пространственной коррелированности помех и текстурности изображения. В результате предложена структура процедуры автоматизированной обработки изображений с их фильтрацией на конечном этапе. В будущем планируется проанализировать эффективность и применимость этой процедуры, а также исследовать характеристики методов фильтрации цветных изображений не покомпонентно, а векторно (трехмерно) с учетом существенной межканальной корреляции информационной составляющей.

## Литература

1. Pratt W.K. *Digital Image Processing. Fourth Edition.* / W.K. Pratt. – NY.: Wiley-Interscience (USA), – 2007. – 1429 p.
2. Bovik. A. *Handbook of Image and Video Processing.* / A. Bovik. – USA, Academic Press, 2000. – 1429 p.
3. 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. – 194 p.
4. Davies E.R. *Color Image Processing: Problems, Progress, and Perspectives* / E.R. Davies, D. Charles // *Advances in Nonlinear Signal and Image Processing: Hindawi (USA).* – 2006. – Chapter 11. – P. 301-328.
5. Plataniotis K.N. *Color Image Processing and Applications* / K.N. Plataniotis, A.N. Venetsanopoulos. – NY.: Springer-Verlag, 2000. – 355 p.
6. 3D DCT Based Filtering of Color and Multichannel Images / N.N. Ponomarenko, V.V. Lukin, A.A. Zelensky, P.T. Koivisto, K.O. Egiazarian // *Telecommunications and Radio Engineering.* – 2008. – No 15. – P. 1369-1392.
7. Adaptive DCT-based filtering of images corrupted by spatially correlated noise / V. Lukin, N. Ponomarenko, K. Egiazarian, J. Astola // *Proceedings of SPIE Conference Image Processing: Algorithms and Systems, 28 January 2008, San Jose, CA, USA – 2008.* – VI, Vol. 6812. – 12 p.
8. Pre-filtering of multichannel remote sensing data for agricultural bare soil field parameter estimation / N. Ponomarenko, V. Lukin, I. Djurovic, M. Simeunovic // *Proceedings of BioSense 2009, oct. 2009.* – Novi Sad, Serbia. – 2009. – 4 p.
9. Wang Z. Mean squared error: love it or leave it? - A new look at signal fidelity measures // Z. Wang, A.C. Bovik / *IEEE Signal Processing Magazine.* – Jan. 2009. – P. 98-117.
10. TID2008 – A Database for Evaluation of Full-Reference Visual Quality Assessment Metrics // N. Ponomarenko, V. Lukin, A. Zelensky, K. Egiazarian, J. Astola, M. Carli, F. Battisti / M.: Успехи современной радиоэлектроники. – No 10. – 2009. – С. 30-45.
11. Ponomarenko N. On between-coefficient contrast masking of DCT basis functions // N. Ponomarenko, F. Silvestri, K. Egiazarian, M. Carli, J. Astola, V. Lukin / *Proceedings of the Third International Workshop on Video Processing and Quality Metrics, Scottsdale, Arizona, USA, January 2007.* – P. 4. – 1 електрон. опт. диск (CD-ROM); 12 см.
12. 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.
13. Kodak Lossless True Color Image Suite [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://r0k.us/graphics/kodak/> (7.05.2010).
14. TAMPERE IMAGE DATABASE 2008 TID2008, version 1.0 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://ponomarenko.info/tid2008.htm> (7.05.2010)
15. Egiazarian K. New full-reference quality metrics based on HVS // K. Egiazarian, J. Astola, N. Ponomarenko, V. Lukin, F. Battisti, M. Carli / *Proceedings of the Second International Workshop on Video Processing and Quality Metrics, Scottsdale, USA, 2006.* – 4 p. – 1 електрон. опт. диск (CD-ROM); 12 см.
16. Battisti F. Joint watermarking and encryption of color images in the Fibonacci-Haar domain // F. Battisti, M. Cancellaro, G. Boato, M. Carli, A. Neri / *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing.* – Vol. 2009, Article ID 938515, 13 p.
17. Pedersen M. A new spatial hue angle metric for perceptual image difference // M. Pedersen, J.Y. Hardeberg / *Springer Series on LNCS.* – 2009. – Vol. 5646. – P. 81-90.
18. Oktem R. 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.
19. 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.* – Aug. 2007. – vol. 16, is. 8. – P. 2080-2095.
20. Removal of non-stationary noise by DCT based locally adaptive filtering / V.V. Lukin, D.V. Fevrale, S.K. Abramov, N.N. Ponomarenko, S.S. Krivenko, O.B. Pogrebnyak, K.O. Egiazarian, J.T. Astola, I. Djurovič // *Теоретические и практические аспекты цифровой обработки сигналов в информационно-телекоммуникационных системах, под ред. В.И. Марчука.* – Шахты, Россия. – 2009. – С. 11-42.
21. PSNR-HVS-M download page [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.ponomarenko.info/psnrhvs.htm> (7.05.2010).
22. 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.
23. 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. – 12 p.
24. Абрамов С.К. Проблемы и методы автоматического определения характеристик помех на изображениях // С.К. Абрамов, А.А. Зеленский, В.В. Лужкин / *Радиоелектронні і комп'ютерні системи.* – 2009. – № 2. – С. 25-34.

25. Kendall M.G. *Advanced theory of statistics* / M.G. Kendall. – London, UK, Charles Griffin & Company: 1945. – Vol. 1. – 245 p.

26. Chatterjee P. *Is Denoising Dead?* / P. Chatterjee, P. Milanfar // *IEEE Transactions on Image Processing*. – April 2010. – Vol. 19. – No 4. – P. 895-911.

27. *Testing of methods for blind estimation of noise variance on large image database* / V.V. Lukin, S.K. Abramov, M.L. Uss, I.A. Marusiy, N.N. Ponomarenko, A.A. Zelensky, B. Vozel, K. Chehdi // *Теорему-*

*ческие и практические аспекты цифровой обработки сигналов в информационно-телекоммуникационных системах*, под ред. В.И. Марчука. – Шахты, Россия, 2009. – С. 43-70.

28. Пономаренко Н.Н. *Метод слепой оценки на изображениях характеристик аддитивного Гауссова шума с неравномерным спектром* / Н.Н. Пономаренко // *Авиационно-космическая техника и технология*. – 2009. – N 2 (59). – С. 82-90.

Поступила в редакцию 27.05.2010

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

### ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ФІЛЬТРАЦІЇ КОЛЬОРОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ З ВИКОРИСТАННЯМ РІЗНИХ МЕТРИК

*С.К. Абрамов, В.В. Лукін, М.М. Пономаренко, Д.В. Февральов*

Наведено результати дослідження ефективності фільтрації кольорових зображень, що спотворені просторово некорельованими та корельованими адитивними завадами. При дослідженні використані фільтри на базі дискретного косинусного перетворення (ДКП) та база кольорових зображень TID2008. Дослідження проведено з використанням як традиційної метрики ПВСШ, так і її модифікації PSNR-HVS-M, призначеної для адекватного опису візуальної якості зображення. Показано, що в залежності від ступеня складності інформаційної компоненти зображення ефективність фільтрації суттєво змінюється. Запропоновано параметр, який дозволяє характеризувати ступінь складності зображення, що оброблюється, та наперед передбачати ступінь ефективності наступної фільтрації.

**Ключові слова:** база кольорових зображень, ефективність фільтрації, метрики

### EFFICIENCY STUDY OF COLOR IMAGE FILTERING USING DIFFERENT METRICS

*S.K. Abramov, V.V. Lukin, N.N. Ponomarenko, D.V. Fevraley*

The results of efficiency study of filtering color images corrupted by spatially uncorrelated and correlated noise are presented. The filters based on discrete cosine transform (DCT) and the color image database TID2008 are exploited in this study. Investigations are carried out using both conventional metric PSNR and its modification PSNR-HVS-M intended for characterization of visual quality. It is shown that depending upon complexity of image information component, image filtering efficiency can vary in wide limits. A parameter that allows characterizing complexity of an image to be processed and forecasting filtering efficiency in advance is proposed.

**Key words:** color image database, filtering efficiency, metrics

**Абрамов Сергей Клавдиевич** - канд. техн. наук, доцент каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: ask379@mail.ru

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

**Пономаренко Николай Николаевич** – канд. техн. наук, докторант каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: uagames@mail.ru

**Февральев Дмитрий Владимирович** – канд. техн. наук, н.с. каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: fevraley@mail.ru