

УДК 681.3.21

А. С. РУБЕЛЬ, В. В. ЛУКИН

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

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ ФИЛЬТРАЦИИ НА ОСНОВЕ ДИСКРЕТНОГО КОСИНУСНОГО ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ПРИ ПОДАВЛЕНИИ АДДИТИВНОГО ШУМА НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

*Получены и проанализированы результаты фильтрации на основе дискретного косинусного преобразования для большого количества различных изображений, искаженных тремя видами аддитивного шума с различной интенсивностью: белым гауссовым и пространственно-коррелированным шумом с высокой и средней степенями коррелированности. Для зависимостей эффективности фильтрации от статистических характеристик изображений в спектральной области дискретного косинусного преобразования получены аппроксимирующие функции. Показано, что вписанные кривые позволяют с высокой степенью точности предсказывать эффективность фильтрации.*

**Ключевые слова:** прогнозирование, эффективность, ДКП фильтр, аддитивные помехи.

### Введение

Поскольку шум является одним из преобладающих факторов, ухудшающих качество (в том числе визуальное) изображений [1], получаемых современными цифровыми устройствами [2], подавление шума (фильтрация) является важной задачей в области обработки изображений. При этом известно, что для относительно простых изображений в случае высокой интенсивности помех фильтрация способна заметно улучшить качество изображения. С другой стороны, в случае низкой интенсивности помех повышение (визуального) качества при фильтрации обычно несущественно. Поэтому желательно уметь прогнозировать эффективность фильтрации, что могло бы дать ответ и на вопрос о целесообразности ее применения для конкретных изображений, искаженных шумом. Если бы такое прогнозирование можно было выполнять достаточно быстро и автоматически, то это позволило бы также сэкономить время на обработку изображений.

Исследования, посвященные прогнозированию эффективности фильтрации, в литературе представлены недостаточно и часто носят рекомендательный характер [3-5], что свидетельствует об актуальности задачи прогнозирования эффективности фильтрации. В частности, в работе [3] было показано, что можно предсказать потенциальную эффективность нелокальной фильтрации аддитивных некоррелированных помех с известной дисперсией при наличии зашумленного изображения и соответствующего изображения без помех. Однако на практике изображения без помех отсутствуют. В работе [4] пока-

зано, что можно достаточно точно предсказывать потенциальную эффективность нелокальной фильтрации аддитивного белого шума и при отсутствии изображения без помех. Однако на практике важна не столько потенциальная эффективность фильтрации, сколько реальная эффективность, достижимая при использовании «хороших» современных фильтров. Как показано в работе [5], эти эффективности (потенциальная и реальная) могут различаться весьма существенно (в разы и даже десятки раз).

На данный момент разработано большое количество фильтров, подавляющих белый гауссов аддитивный шум, который является традиционной моделью помех на изображениях [6]. Гораздо меньшим количеством разработок представлены фильтры, способные подавлять пространственно-коррелированный шум, который характерен для многих оптических изображений [7-9].

Многие современные методы подавления шума работают в спектральной области [7-10]. Преобразование данных из пространственной области в спектральную область чаще всего осуществляется на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП) и ряда вейвлет-преобразований. Подавление шума в спектральной области осуществляется следующим образом. Над изображением производится поблочное преобразование в спектральную область, после чего выявляются и обнуляются спектральные компоненты, превышающие заранее заданный порог, учитывающий статистические характеристики шума.

Одним из представителей семейства локальных фильтров, работающих в области ортогональных

преобразований, является ДКП-фильтр [5, 9, 10] с полным перекрытием блоков размером  $8 \times 8$ . Эффективность подавления аддитивного белого шума для него сравнима с соответствующей эффективностью наилучших из нелокальных фильтров [5].

Для эффективной обработки изображений обычно необходимо априорно знать или предварительно оценивать статистические и спектральные характеристики шума [11, 12]. Например, спектр пространственно-коррелированного шума может быть вычислен заранее достаточно точно [12]. В работе [13] было проведено исследование точности оценивания пространственного спектра для установки частотно-зависимого порога. Показано, что использование пространственного спектра обеспечивает эффективность подавления пространственно-коррелированного шума, которая сопоставима с эффективностью подавления белого гауссова шума с такой же дисперсией. Также было показано, что незначительные ошибки оценивания спектра негативно влияют на эффективность фильтрации.

В данной работе представлены результаты анализа эффективности ДКП-фильтра в плане подавления аддитивного шума, как белого, так и пространственно-коррелированного. **Целью** данной работы является получение аппроксимирующих функций для зависимостей эффективности фильтрации (в соответствии с рядом метрик, в том числе метрик визуального качества) от статистических характеристик изображений в спектральной области ДКП для обеспечения возможности прогнозирования эффективности фильтрации и принятия решения о ее целесообразности.

## 1. Модель помех и свойства тестовых изображений

В работе использованы три модели аддитивного шума: белый гауссов шум, пространственно-коррелированный шум с высокой и средней степенью корреляции. Белый гауссов шум генерировался с помощью встроенных средств (Statistical Toolbox, функция `normrnd`) программного пакета Matlab. Затем реализация шума (двумерный случайный процесс с нулевым средним, гауссовым распределением и заданной дисперсией) добавлялась к исходному «чистому» тестовому изображению.

Реализации аддитивного пространственно-коррелированного шума были получены следующим образом. К сгенерированной реализации белого гауссова шума применялся КИХ-фильтр со скользким окном  $3 \times 3$  пикселя и заданной матрицей ве-

сов. На практике для аддитивного пространственно-коррелированного шума корреляция, в основном, наблюдается в пределах такого размера окна. Затем производилось умножение значений массива на корректирующий параметр для получения нужного значения дисперсии. В таблице 1 показаны матрицы весов КИХ-фильтра, отвечающие высокой и средней степени пространственной коррелированности [17]. Поправочные коэффициенты для обеспечения требуемой дисперсии шума равны 3 для высокой степени коррелированности и 6 для средней степени.

Таблица 1  
Матрицы весов КИХ-фильтров

Высокая степень коррелированности			Средняя степень коррелированности		
1/9	1/9	1/9	1/36	1/18	1/36
1/9	1/9	1/9	1/18	1/9	1/18
1/9	1/9	1/9	1/36	1/18	1/36

Спектр пространственно-коррелированного шума не является равномерным (как в случае белого гауссова шума) в любом ортогональном базисе, и это будет учитываться при фильтрации. Для всех трех моделей шума были использованы следующие величины дисперсии: 4, 9, 25, 65, 100, 225.

Следует помнить о том, что эффективность фильтрации зависит от свойств изображений. Например, сложно осуществить эффективное подавление помех для текстурных изображений [17], особенно при низких интенсивностях помех. С другой стороны, эффективность фильтрации обычно достаточно высока для изображений с большими однородными участками.

В качестве тестовых нами были использованы изображения из базы TID2013 [14] и небольшое количество текстурных изображений. Изображения в базе TID2013 обладают различными свойствами, отличаясь между собой площадью однородных областей, текстурами, средним уровнем яркости. Поскольку в базе имеется достаточно много относительно простых изображений (№ 3, 4, 7, 9, 10, 15, 20), а из ярко выраженных текстурных изображений можно выделить только №13, в наших экспериментах были дополнительно использованы 7 текстурных изображений (примеры см. на рис. 1). Причиной использования дополнительных тестовых текстурных изображений является повышенный интерес к эффективности ДКП-фильтрации для изображений разной степени сложности и, в первую очередь, повышенной сложности.

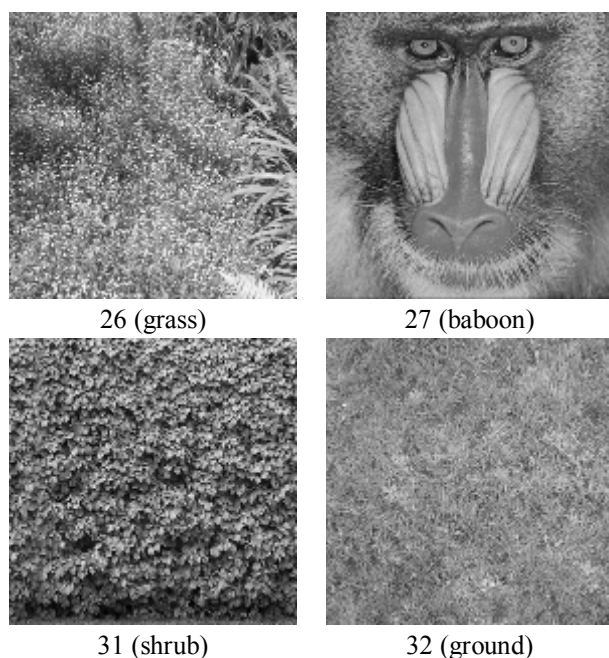


Рис. 1. Пример тестовых текстурных изображений с указанием их порядковых номеров и названий

В качестве тестовых изображений использовались изображения, полученные только естественным путем без каких-либо искусственных модификаций. Для таких изображений подходят все изображения базы TID2013 кроме №25 и добавленные текстурные тестовые изображения. Искусственные изображения могут обладать статистическими характеристиками, не свойственными естественным изображениям, в результате чего может исказиться характер зависимостей потенциальной эффективности фильтрации от соответствующих параметров или характеристик.

Все 31 изображение (их размер варьируется от 384x512 до 512x512 пикселей) представлены только яркостной компонентой в градациях серого (8 бит на пиксель). Однокомпонентные изображения рассматриваются, чтобы упростить анализ на данном (начальном) этапе исследований.

## 2. ДКП-фильтрация

Используемый нами метод подавления аддитивного шума работает в спектральной области ДКП с использованием полного перекрытия блоков размером 8x8 пикселей. Он обладает сравнительно невысокой сложностью и высоким быстродействием.

Главным принципом работы ДКП-фильтра является жесткая пороговая обработка, которая происходит следующим образом. К каждому блоку на изображении применяется ДКП, после чего спектральные компоненты сравниваются с заранее из-

вестным порогом и компоненты превышающие порог обнуляются:

$$V_{out}(k,l) = \begin{cases} V_{in}(k,l) & \leftarrow V_{in}(k,l) < \beta \cdot \sigma(k,l), \\ 0 & \leftarrow V_{in}(k,l) \geq \beta \cdot \sigma(k,l), \end{cases} \quad (1)$$

где  $V_{out}(k, l)$  – отфильтрованный блок в спектральной области,  $V_{in}(k, l)$  – блок спектральных компонент зашумленного изображения,  $\sigma(k, l)$  – среднеквадратическое отклонение (СКО) шума для компоненты ДКП с индексами  $k = 0, \dots, 7$ ,  $l = 0, \dots, 7$ ;  $\beta$  – пороговый параметр, влияющий на качество фильтрации.

В работе [13] было рассмотрено два варианта ДКП-фильтра. Первый – ДКП-БУС, для которого пространственный спектр шума не учитывается, и тогда в (1) используется  $\sigma(k, l) = \sigma$ , где  $\sigma$  – СКО помех. Этот вариант ДКП-фильтра используется для подавления аддитивного белого гауссова шума. При этом предполагается, что дисперсия (или СКО) помех заранее известна (или точно определена).

Второй вариант ДКП-фильтра – ДКП-СУС. Для этого варианта пространственный спектр может быть учтен, если он является неоднородным, что имеет место для пространственно-коррелированных помех. Исходя из этого, пороги фильтрации являются частотно-зависимыми и устанавливаются для соответствующих спектральных компонент:

$$\sigma(k,l) = \sigma \sqrt{W_{DCTn}(k,l)}, \quad (2)$$

где  $W_{DCTn}(k,l)$  – нормированный пространственный ДКП спектр помех, который полагается заранее известным.

Эффективность фильтрации методов ДКП-БУС и ДКП-СУС анализировалась для случая пространственно-коррелированных помех [13, 17]. Были представлены результаты фильтрации, показывающие более высокую эффективность ДКП-СУС при подавлении пространственно-коррелированного шума. Искажения, вносимые пространственно-коррелированным шумом, оказываются более деструктивными, чем искажения, обусловленные воздействием белого гауссова шума с той же дисперсией. Это может выражаться в наличии мозаичного эффекта, зернистых структур, обусловленных коррелированностью соседних пикселей.

Нормированные пространственные ДКП спектры для двух рассматриваемых моделей пространственно-коррелированного шума, полученные в работе [17] с помощью методики, описанной в [12], по-

казаны в таблице 2 в виде матриц размерностью 8x8, совпадающей с размером блоков, используемых при обработке изображений.

Таблица 2  
Нормированные спектры в области ДКП  
для используемых моделей  
пространственно-коррелированного шума

Высокая степень пространственной коррелированности							
2,69	2,37	2,04	1,51	0,93	0,51	0,59	0,81
2,39	2,09	1,80	1,35	0,85	0,45	0,52	0,75
2,04	1,80	1,53	1,14	0,72	0,38	0,43	0,62
1,52	1,35	1,15	0,85	0,53	0,29	0,33	0,48
0,93	0,85	0,70	0,53	0,33	0,18	0,20	0,29
0,51	0,45	0,38	0,29	0,18	0,10	0,11	0,16
0,58	0,52	0,44	0,33	0,21	0,11	0,12	0,18
0,84	0,75	0,63	0,48	0,29	0,16	0,18	0,26
Средняя степень пространственной коррелированности							
2,40	2,25	1,95	1,61	1,18	0,76	0,40	0,16
2,19	1,99	1,80	1,47	1,06	0,70	0,37	0,15
1,99	1,80	1,60	1,31	0,96	0,63	0,32	0,13
1,60	1,46	1,31	1,06	0,79	0,51	0,27	0,11
1,17	1,09	0,98	0,78	0,58	0,38	0,19	0,08
0,77	0,70	0,61	0,51	0,38	0,25	0,13	0,05
0,41	0,37	0,33	0,27	0,20	0,13	0,07	0,03
0,16	0,15	0,13	0,10	0,08	0,05	0,03	0,01

Критериями (оценками) эффективности фильтрации обычно выступают такие стандартные метрики как среднеквадратическая ошибка (MSE) и пиковое соотношение сигнал-шум (PSNR), рассчитанные для выходного изображения. Помимо стандартных метрик, широко используются метрики визуального качества, в том числе и учитывающие особенности человеческого зрения [15]: MSSIM, FSIM, PSNR-HVS, PSNR-HVS-M [16] и т.д.

Результаты фильтрации методом ДКП-БУС анализировались достаточно активно [11, 16, 18] для случая воздействия белого гауссова шума. В ходе этих исследований было показано, что оптимальные значения параметра  $\beta$  лежат в пределах от 2,2 до 2,8 для таких критериев эффективности фильтрации как MSE, PSNR, MSSIM, PSNR-HVS-M. Для всех случаев зависимости значений метрик от  $\beta$  в окрестностях оптимумов – гладкие и медленно меняющиеся функции. Это дало возможность рекомендовать использование параметра  $\beta=2,6$ , обеспечивая при этом высокое визуальное качество отфильтрованных изображений и простоту проведения процедуры фильт-

рации.

В работе [13] было проведено аналогичное исследование и даны рекомендации по выбору оптимального значения параметра  $\beta$  для метода ДКП-СУС. Рекомендации оказались аналогичными случаю подавления белого гауссового шума методом ДКП-БУС. Поэтому при получении данных для анализа эффективности фильтрации для каждого изображения в дальнейшем нами применялись квазиоптимальные значения  $\beta$ , полученные в [13] для изображений из базы TID2013 и рассчитанные заранее для добавленных текстурных изображений.

### 3. Методика прогнозирования эффективности фильтрации

Суть прогнозирования эффективности фильтрации заключается в предсказании потенциального значения эффективности подавления шума, который имеет определенную интенсивности, на основе анализа некоторого параметра, который должен быть однозначным в плане адекватного оценивания характеристик изображения. Для прогноза по выбранному параметру требуется иметь зашумленное изображение и заранее известные характеристики шума, а также возможность рассчитать рассматриваемый параметр достаточно быстро – за время, сравнимое с временем, необходимым на фильтрацию, или, в идеале, заметно быстрее.

Достоинством такого подхода является то, что для прогнозирования необходимо наличие только зашумленного изображения. На основе прогноза можно делать вывод о целесообразности применения фильтрации.

В работе [18], посвященной задаче прогнозирования эффективности фильтрации, авторами изучался случай аддитивного белого гауссова шума. В качестве показателя качества фильтрации использовалось отношение  $MSE/\sigma^2$ . Чем меньше это значение, тем более эффективна фильтрация и более целесообразно ее применение. Если  $MSE/\sigma^2$  имеет порядок 0,7...0,8 и больше, то применять фильтрацию смысла не имеет.

В качестве параметров, используемых для прогнозирования, использовались две статистики тестовых изображений в спектральной области. Отметим, что статистические исследования ДКП коэффициентов проводятся долгое время [19]. В этих исследованиях показано, что присутствие шума на изображениях существенно влияет на статистику ДКП-коэффициентов. Оценивать такое влияние возможно с помощью простых статистик ДКП-

коэффициентов [20]: например, вероятностей превышения амплитудными значениями спектральных коэффициентов некоторых порогов, учитывающих статистические характеристики шума. Такими статистиками могут, например, выступать:  $P_{2\sigma}$  – вероятность того, что не наблюдается превышение спектральными компонентами порога  $2\sigma$ , и  $P_{2,7\sigma}$  – вероятность превышения порога  $2,7\sigma$ , где  $\sigma$  – СКО шума. Достаточно жесткая связь между вероятностями  $P_{2\sigma}$  и  $P_{2,7\sigma}$  и эффективностью подавления помех при фильтрации была впервые показана в работе [20]. Также отметим, что  $P_{2\sigma} + P_{2,7\sigma} < 1$ , поэтому эти вероятности статистически зависимы друг от друга.

Вероятности  $P_{2\sigma}$  и  $P_{2,7\sigma}$  позволяют судить о структурной сложности изображений: при больших значениях  $P_{2\sigma}$  – меньшая сложность, при малых – большая; для вероятности  $P_{2,7\sigma}$  – наоборот. Поскольку эти две вероятности являются зависимыми, то для прогнозирования эффективности фильтрации потенциально можно использовать любую из них. Вопрос здесь – в точности прогноза.

Зависимости отношения  $MSE/\sigma^2$  от вероятностей  $P_{2\sigma}$  и  $P_{2,7\sigma}$  сложно или даже невозможно получить аналитически. Поэтому они были получены путем вписывания кривых (аппроксимирующих функций), которые имели бы достаточно простой вид, в скаттерограмму. В качестве простых функций можно использовать полиномы низкой степени, экспоненциальные и степенную функции. Точность вписывания кривых при этом можно оценивать параметром  $R^2$  [21] – коэффициентом детерминации, который рассматривают как универсальную меру зависимости одной случайной величины от множества других. Считается, что аппроксимирующие зависимости с коэффициентом детерминации  $MSE/\sigma^2$  от вероятностей  $P_{2\sigma}$  и  $P_{2,7\sigma}$ , превышающим 0,8, можно признавать достаточно точными [21]. Точками скаттерограммы служат пары значений  $MSE/\sigma^2$  и  $P_{2\sigma}$  (или  $MSE/\sigma^2$  и  $P_{2,7\sigma}$ ), полученные для разных тестовых изображений и разных значений дисперсии помех.

Как отмечено ранее, первые шаги в направлении предсказания эффективности фильтрации аддитивных некоррелированных помех были предприняты в работе [18]. Несмотря на достигнутые положительные результаты (достаточно высокую точность прогнозирования, значения  $R^2$  превышают 0,9) для предложенной методики прогнозирования, следует обратить внимание на некоторые недостатки и попытаться устранить их.

Во-первых, случай белого гауссова шума является идеализированным предположением о модели помех, т.к. на практике часто встречаются простран-

ственно-коррелированные помехи, искажающие изображения в большей степени. Именно поэтому в данной работе рассматриваются и коррелированные помехи с различной степенью коррелированности. Также было использовано большее количество уровней интенсивности помех, что должно положительно повлиять на репрезентативность данных.

Во-вторых, количество изображений в работе [18] было равно 8, что недостаточно для представления различных по сложности изображений. Свойства изображений могут в значительной мере влиять на эффективность фильтрации: текстурные изображения обрабатывать гораздо сложнее, чем достаточно однородные изображения. Именно в связи с этим недостатком, нами было использовано 31 тестовое изображение, среди которых представлены изображения различной сложности и структуры.

В-третьих, в данной работе будем использовать три оценки качества фильтрации на основе метрик: MSE, PSNR и PSNR-HVS-M. Т.к. метрика MSE выражается в абсолютных единицах, для одновременного использования результатов фильтрации при разных интенсивностях помех применялась оценка вида  $MSE/\sigma^2$ . Метрики PSNR и PSNR-HVS-M выражаются в децибелах, поэтому оценивать качество фильтрации для разных интенсивностей помех можно следующим образом. Разницу между величинами метрик для фильтрованного изображения и зашумленного изображения можно считать оценкой эффективности фильтрации. Эти оценки будем обозначать как «улучшение» показателей метрик: IPSNR и IPSNR-HVS-M.

Результаты для всех трех оценок качества фильтрации сводились вместе для различных интенсивностей шума, а затем отображались на скаттерограмме. Далее в отображаемые данные вписывалась кривая согласно подобранной функции. Главным требованием для успешной аппроксимации является достаточное количество точек, распределенное в диапазоне потенциально возможных значений  $P_{2\sigma}$  и  $P_{2,7\sigma}$ . Это требование выполняется в полной мере количеством точек, равным 217, на каждой скаттерограмме (31 изображение и 7 уровней интенсивности шума).

В качестве программы, вписывающей в скаттерограммы аппроксимирующие кривые, использовалась утилита Curve Fitting из программного пакета Matlab. Из большого числа видов функций выбирались функции, которые обеспечивали максимальное значение критерия  $R^2$ . Кроме этого, учитывалось пожелание, что аппроксимирующие функции должны быть как можно более простыми.

#### 4. Экспериментальные результаты

Скаттерограммы с вписанными в них кривыми для всех используемых оценок эффективности и трех видов шума показаны на рис. 2-4. Рассмотрим сначала скаттерограммы зависимости результатов фильтрации согласно оценке  $MSE/\sigma^2$  от вероятностей  $P_{2\sigma}$  и  $P_{2,7\sigma}$  (см. рис. 2). Для вписанных кривых была подобрана следующая (полиномиальная) аппроксимирующая функция:

$$F(x) = p_1 x^2 + p_2 x + p_3, \quad (3)$$

где  $p_1, p_2, p_3$  – коэффициенты полинома,  $F(x)$  – оценка эффективности фильтрации,  $x$  – параметр, описывающий свойства изображения и шума. В таблице 3 представлены значения коэффициентов полинома и коэффициента  $R^2$  для трех видов аддитивного шума. Для обозначения видов шума введены следующие сокращения: БГШ – белый гауссовый шум, СПКШ и СрПКШ – сильно и средне пространственно-коррелированный шум.

Таблица 3  
Коэффициенты вписанных функций

Зависимость $MSE/\sigma^2$ от $P_{2\sigma}$				
Шум	$p_1$	$p_2$	$p_3$	$R^2$
БГШ	-1,445	0,447	0,96	0,978
СПКШ	-0,865	-0,115	1,036	0,972
СрПКШ	-0,68	-0,452	1,098	0,968
Зависимость $MSE/\sigma^2$ от $P_{2,7\sigma}$				
Шум	$p_1$	$p_2$	$p_3$	$R^2$
БГШ	-1,4	2,247	0,131	0,955
СПКШ	-1,074	1,874	0,184	0,965
СрПКШ	-0,896	1,862	0,094	0,961

Как видно на рис. 2, все точки значений  $MSE/\sigma^2$  располагаются близко к вписанным кривым. Этот факт, а также высокие значения  $R^2 > 0,95$  позволяют считать выбор аппроксимирующих функций успешным. Вписанные функции оказались для случаев всех трех видов шума и аргументов  $P_{2\sigma}$  и  $P_{2,7\sigma}$  имеющими значения соответствующих коэффициентов, которые несущественно отличаются между собой. Также на рис. 2 можно увидеть сильную зависимость между вписанными функциями для вероятностей  $P_{2\sigma}$  и  $P_{2,7\sigma}$ , о чем уже говорилось ранее. В целом, вписанные функции определены для всего диапазона возможных значений вероятностей  $P_{2\sigma}$  и  $P_{2,7\sigma}$  и отношения  $MSE/\sigma^2$ , что дает возможность успешно использовать функции на практике.

Для оценок IPSNR и IPSNR-HVS-M наиболее точной при вписывании, согласно параметру  $R^2$ , оказалась экспоненциальная функция:

$$F(x) = a * \exp(-(x-b/c)^2), \quad (4)$$

где  $a, b, c$  – коэффициенты. В таблицах 4 и 5 представлены значения коэффициентов вписанных функций и параметр  $R^2$  для оценок IPSNR и IPSNR-HVS-M соответственно.

Таблица 4  
Коэффициенты вписанных функций

Зависимость IPSNR от $P_{2\sigma}$				
Шум	a	b	c	$R^2$
БГШ	100	1,915	0,628	0,962
СПКШ	100	2,392	0,894	0,964
СрПКШ	28,5	1,757	0,739	0,96
Зависимость IPSNR от $P_{2,7\sigma}$				
Шум	a	b	c	$R^2$
БГШ	100	-0,814	0,528	0,935
СПКШ	100	-1,333	0,816	0,952
СрПКШ	100	-1,392	0,883	0,951

Таблица 5  
Коэффициенты вписанных функций

Зависимость IPSNR-HVS-M от $P_{2\sigma}$				
Шум	a	b	c	$R^2$
БГШ	100	2,077	0,67	0,82
СПКШ	38,65	2,169	0,928	0,889
СрПКШ	12,77	1,469	0,713	0,882
Зависимость IPSNR-HVS-M от $P_{2,7\sigma}$				
Шум	a	b	c	$R^2$
БГШ	100	-0,98	0,581	0,78
СПКШ	100	-1,683	1,019	0,876
СрПКШ	42,61	-1,26	0,955	0,869

Скаттерограммы для оценок IPSNR и IPSNR-HVS-M показаны на рис. 3 и 4. Как и для случая  $MSE/\sigma^2$  значения коэффициентов вписанных функций отличаются несильно. Для оценки IPSNR величины параметра  $R^2$  являются также высокими (выше 0,95), для оценки IPSNR-HVS-M параметр  $R^2$  имеет порядок 0,78...0,89, то есть точности аппроксимации и прогнозирования ниже. Необходимо также отметить, что характер и вписанных кривых одинаков для всех трех видов аддитивного шума. На рис. 4 можно отметить то, что точки скаттерограммы для параметра IPSNR-HVS-M расположены в более хаотичной манере, чем для оценок параметров  $MSE/\sigma^2$  и IPSNR.

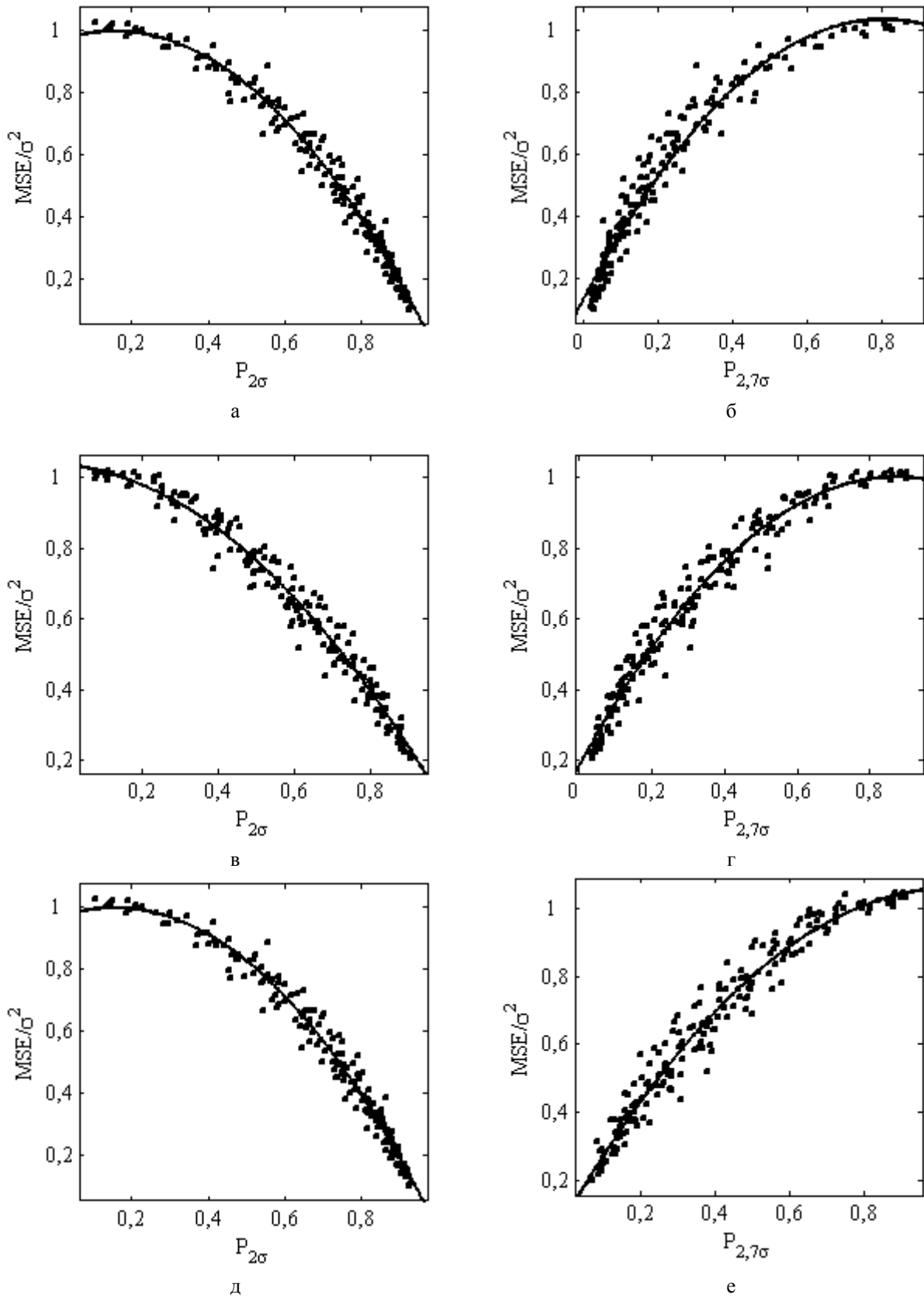


Рис. 2. Скаттерограммы и вписанные кривые зависимостей отношения  $MSE/\sigma^2$  от вероятностей  $P_{2\sigma}$  (а, в, д) и  $P_{2,7\sigma}$  (б, г, е) для 3 типов шума: аддитивный белый гауссовый (а, б), пространственно-коррелированный аддитивный белый гауссовый шум с высокой (в, г) и средней (д, е) степенями коррелированности

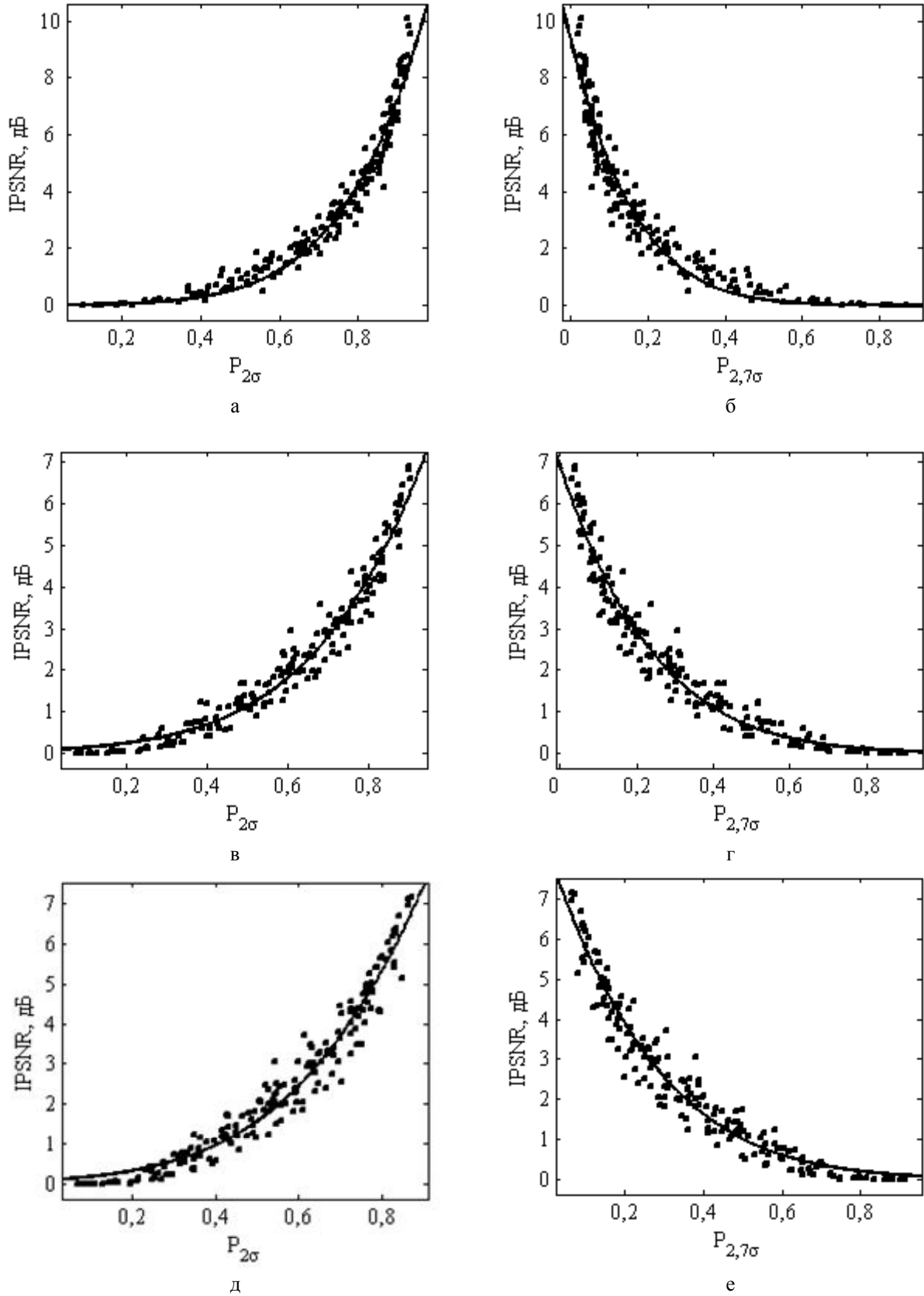


Рис. 3. Скаттерограммы и вписанные кривые зависимостей IPSNR от вероятностей  $P_{2\sigma}$  (а, в, д) и  $P_{2,7\sigma}$  (б, г, е) для 3 типов шума: аддитивный белый гауссовый (а, б), пространственно-коррелированный аддитивный белый гауссовый шум с высокой (в, г) и средней (д, е) степенями коррелированности



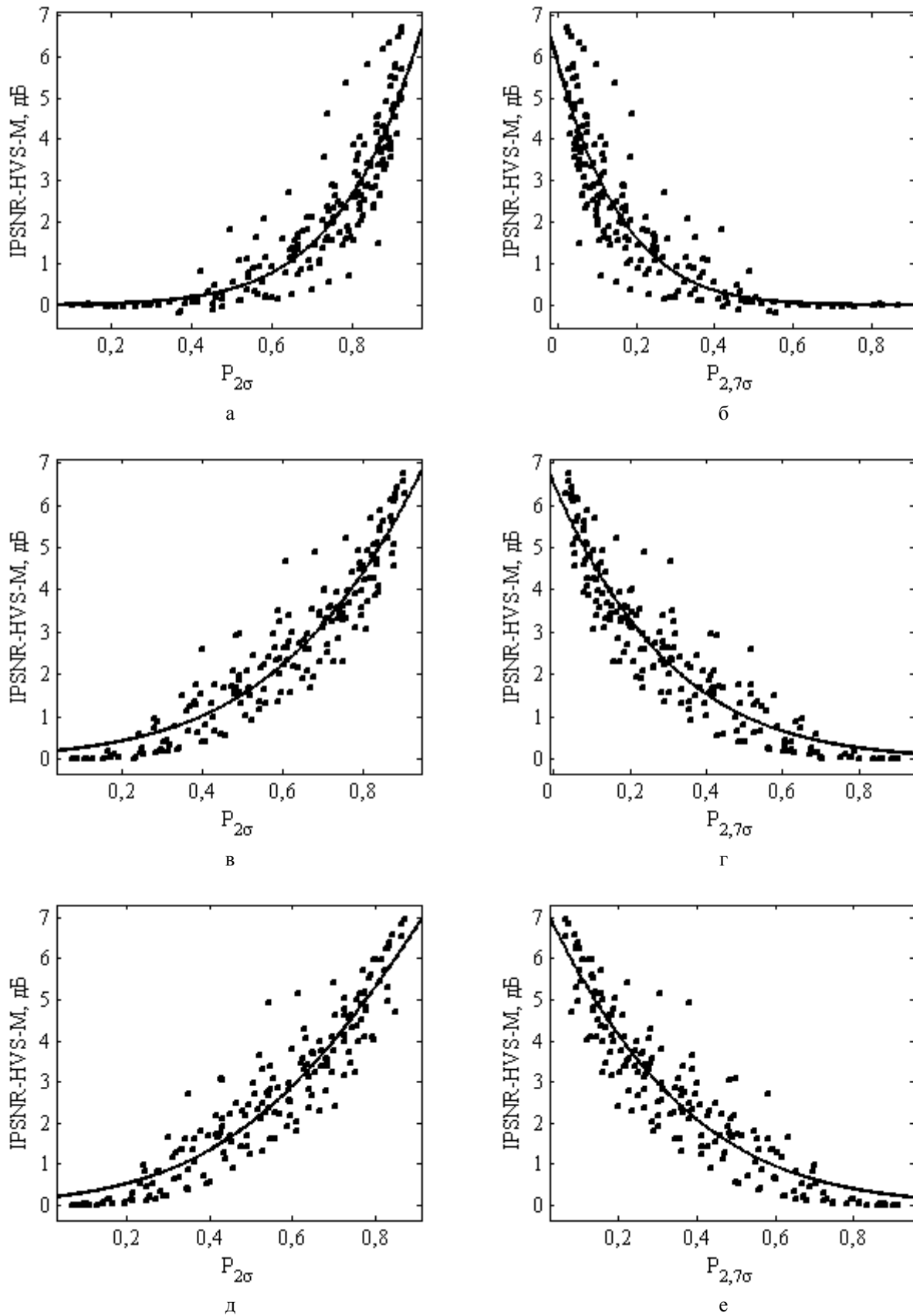


Рис. 4. Скаттерограммы и вписанные кривые зависимостей IPSNR-HVS-M от вероятностей  $P_{2\sigma}$  (а, в, д) и  $P_{2,7\sigma}$  (б, г, е) для 3 типов шума: аддитивный белый гауссовый (а, б), пространственно-коррелированный аддитивный белый гауссовый шум с высокой (в, г) и средней (д, е) степенями коррелированности

Обратим внимание на значения оценок (см. рис. 2-4), при которых эффективность фильтрации является невысокой и можно говорить о нецелесообразности применения фильтрации. Для отношения  $MSE/\sigma^2$  резкий спад начинается при  $P_{2\sigma} > 0,5$  или  $P_{2,7\sigma} < 0,4$ , в противном случае фильтрация является малоэффективной. Те же выводы справедливы и для параметра IPSNR при  $P_{2\sigma}$  или  $P_{2,7\sigma}$ . Похожая ситуация наблюдается и для зависимостей IPSNR-HVS-M: при  $P_{2\sigma}$ , равном 0,4, или  $P_{2,7\sigma}$ , равном 0,6, IPSNR-HVS-M становится равным меньше 1 дБ, то есть улучшение визуального качества практически отсутствует.

Если для оценки эффективности IPSNR-HVS-M характер зависимостей от  $P_{2\sigma}$  и  $P_{2,7\sigma}$  приблизительно одинаков для всех трех рассматриваемых видов шума при слабых интенсивностях, то для оценки IPSNR потенциальный результат немного выше для белого гауссова шума (достигает 10 дБ), чем для обоих видов пространственно-коррелированного шума (достигает 7 дБ).

Как уже говорилось ранее, свойства изображений существенно влияют на эффективность подавления шума. В ходе экспериментов нами было установлено, что для текстурных изображений даже при высоких интенсивностях помех сложно обеспечить эффективную фильтрацию. Для текстурных изображений значений  $P_{2\sigma}$  и  $P_{2,7\sigma}$  лежат в пределах от 0 до 0,2 и от 0,8 до 1 соответственно. Как следствие, подавление шума на текстурных изображениях с помощью ДКП фильтра оказывается малоэффективным, что определяет направление наших дальнейших исследований.

### Заключение

Проанализирована эффективность методов ДКП-фильтрации при подавлении аддитивного белого гауссового и пространственно-коррелированного шумов. Получены статистические характеристики зашумленных изображений в спектральной области ДКП, на основе которых можно прогнозировать эффективность фильтрации. В скаттерграммы зависимостей оценок эффективности от статистик изображений вписаны кривые (аппроксимирующие функции), подобранные с учетом коэффициента детерминации. Полученные кривые вписаны достаточно точно для их дальнейшего использования для прогнозирования. Согласно полученным результатам, ДКП-фильтрация высоко текстурных изображений обычно оказывается неэффективной. Показано, что потенциальная эффективность подавления белого гауссова шума немного выше,

чем пространственно-коррелированного шума (согласно оценке IPSNR). Показано, что точность прогнозирования улучшения визуального качества ниже, чем прогнозирования эффективности фильтрации в соответствии с традиционными критериями.

Исследования проведены в рамках международного сотрудничества «Днипро», контракт № М/8-2013.

### Литература

1. Pratt, W. K. *Digital Image Processing. Fourth Edition [Text]* / W. K. Pratt. – N. Y. : Wiley-Interscience. – USA. – 2007. – 1429 p.
2. Lim, S. H. *Characterization of Noise in Digital Photographs for Image Processing [Text]* / S.H. Lim // *Proceedings of Digital Photography II, San Jose, USA. – 16 January 2006. – SPIE vol. 6069. – 9 p.*
3. Chatterjee, P. *Is Denoising Dead? [Text]* / P. Chatterjee, P. Milanfar // *IEEE Transactions on Image Processing. – April 2010. – vol. 19, no. 4. – P. 895-911.*
4. Chatterjee, P. *Practical Bounds on Image Denoising: From estimation to information [Text]* / P. Chatterjee, P. Milanfar // *IEEE Transactions on Image Processing. – May 2011. – vol. 20, no. 5. – P. 1221-1233.*
5. *Image Filtering: Potential efficiency and current problems [Text]* / V. Lukin, S. Abramov, N. Ponomarenko, K. Egiazarian, J. Astola // *Proceedings of ICASSP. – May 2011. – P. 1433-1436.*
6. Plataniotis, K. N. *Color Image Processing and Applications [Text]* / K. N. Plataniotis, A. N. Venetsanopoulos. – N. Y. : Springer-Verlag. – 2000. – 355 p.
7. Elad, M. *Sparse and Redundant Representations [Text]* / M. Elad // *Springer: From Theory to Application in Signal and Image Processing. – August 2007. – vol. 16, is. 8. – P. 2080-2095.*
8. Deerga, R. K. *A hybrid filter restoration of color images in the mixed noise environment [Text]* / R. K. Deerga // *Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), IEEE International Conference. – 2002. – vol. 4. – P. 3680-3683.*
9. *Adaptive DCT-based filtering of images corrupted by spatially correlated noise [Text]* / V. Lukin, N. Ponomarenko, K. Egiazarian, J. Astola // *Proc. SPIE Conference Image Processing: Algorithms and Systems VI. – 2008. – vol. 6812. – 12 p.*
10. Foi, A. *Pointwise Shape-Adaptive DCT Image Filtering and Signal-Dependent Noise Estimation: Thesis for the degree of Doctor of Technology [Text]* / A. Foi // *Tampere University of Technology, Tampere, (Finland). – 2007. – 194 p.*
11. *Blind evaluation of additive noise variance in textured images by nonlinear processing of block DCT coefficients [Text]* / N. N. Ponomarenko, V. V. Lukin, S. K. Abramov, K. O. Egiazarian, J. T. Astola // *Proceedings of International Conference Image*

*Processing: Algorithms and Systems II, Santa Clara, USA, SPIE. – 2003. – vol. 5014. – P. 178-189.*

12. *A method for blind estimation of spatially correlated noise characteristics [Text] / N. N. Ponomarenko, V. V. Lukin, K. O. Egiazarian, J. T. Astola // Proceedings of SPIE Conference Image Processing: Algorithms and Systems VII, San Jose, CA, USA. – 2010. – 12 p.*

13. Рубель, А. С. Анализ эффективности фильтрации на основе ДКП при подавлении аддитивного пространственно-коррелированного шума [Текст] / А. С. Рубель, В. В. Лукин // Радиоелектронні і комп'ютерні системи. – 2013. – № 3 (62). – С. 17-26.

14. *Color Image Database TID2013: Peculiarities and Preliminary Results [Text] / N. Ponomarenko, O. Ieremeiev, V. Lukin, K. Egiazarian, L. Jin, J. Astola, B. Vozel, K. Chehdi, M. Carli, F. Battisti, C.-C. Jay Kuo // 4th European Workshop on Visual Information Processing EUVIP2013, Paris, France. – June 2013. – 6 p.*

15. *New full-reference quality metrics based on HVS [Text] / 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.*

16. *Lukin, V. HVS-Metric-Based Performance*

*Analysis Of Image Denoising Algorithms [Text] / V. Lukin, N. Ponomarenko, K. Egiazarian // Proceedings of EUVIP, Paris, France. – 2011. – 6 p.*

17. *Efficiency analysis of DCT-based filters for color image database [Text] / D. Fevraleev, V. Lukin, N. Ponomarenko, S. Abramov, K. Egiazarian, J. Astola // Proceedings of SPIE Conference Image Processing: Algorithms and Systems VII, San Francisco, USA. – 2011. – vol. 7870. – 12 p.*

18. *Prediction of Filtering efficiency for DCT-based Image Denoising [Text] / S. Abramov, S. Krivenko, A. Roenko, V. Lukin, I. Djurovic, M. Chobanu // 2-nd Mediterranean Conference on Embedded Computing MECO. – June 2013. – P. 97-100.*

19. *Lam, E. A Mathematical analysis of the DCT coefficient distributions for images [Text] / E. Y. Lam, J. W. Goodman // IEEE Transactions on Image Processing. – 2000. – vol. 9, no. 10. – P. 1661-1666.*

20. *Pogrebnyak, O. Wiener DCT Based Image Filtering [Text] / O. Pogrebnyak, V. Lukin // Journal of Electronic Imaging. – 2012. – no.4. – 14 p.*

21. *An R-squared measure of goodness of fit for some common nonlinear regression models [Text] / C. Cameron, A. Windmeijer, A. G. Frank, H. Gramajo, D. E. Cane, C. Khosla // Journal of Econometrics. – 1997. – vol. 77, no. 2. – 16 p.*

Поступила в редакцію 5.10.2013, рассмотрена на редколлегии 11.12.2013

**Рецензент:** д-р техн. наук, проф., профессор кафедры проектирования радиоэлектронных систем летательных аппаратов Э. Н. Хомяков, Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «ХАИ», Харьков.

### ПРОГНОЗУВАННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ ФІЛЬТРАЦІЇ НА ОСНОВІ ДИСКРЕТНОГО КОСИНУСНОГО ПЕРЕТВОРЕННЯ ПРИ ПРИДУШЕННІ АДИТИВНОГО ШУМУ НА ЗОБРАЖЕННЯХ

*О. С. Рубель, В. В. Лукин*

Отримано та досліджено результати фільтрації на основі дискретного косинусного перетворення для великої кількості різноманітних зображень, спотворених трьома видами адитивного шуму з різною інтенсивністю: білим гаусовим шумом і просторово-корельованим шумом високого та середнього ступеню корельованості. Для залежностей ефективності фільтрації від статистичних характеристик зображень у спектральній області дискретного косинусного перетворення отримано апроксимуючі функції. Показано, що вписані криві дозволяють з високим ступенем точності прогнозувати ефективність фільтрації.

**Ключові слова:** прогнозування, ефективність, ДКП фільтр, адитивні завади.

### PREDICTION OF FILTERING EFFICIENCY FOR DISCRETE COSINE TRANSFORM BASED REMOVAL OF ADITIVE NOISE ON IMAGES

*A. S. Rubel, V. V. Lukin*

Results of filtering based on discrete cosine transform for a large number of images distorted by additive noise are obtained and analyzed. Three types of noise are investigated: white Gaussian and spatially correlated noise with high and middle correlation levels. For the dependencies of filtering efficiency on DCT-spectrum statistical characteristics of images, approximating functions are obtained. It is shown that the fitted functions provide high accuracy of prediction of denoising effectiveness.

**Key words:** prediction, effectiveness, DCT-based filter, additive noise.

**Рубель Алексей Сергеевич** – аспирант каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: edu.rubel@gmail.com.

**Лукин Владимир Васильевич** – д-р техн. наук, профессор, профессор каф. «Приема, передачи и обработки сигналов», Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», Харьков, Украина, e-mail: lukin@ai.kharkov.com.