

УДК 681.3.21

А.С. РУБЕЛЬ, В.В. ЛУКИН

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

ЭФФЕКТИВНОСТЬ ПОИСКА ПОДОБНЫХ БЛОКОВ НА ИЗОБРАЖЕНИИ С ПОМОЩЬЮ МЕТРИК-РАССТОЯНИЙ

Проанализирована эффективность поиска подобных блоков на изображениях, искаженных аддитивными пространственно-некоррелированными помехами, в различных областях представления. Исследование проведено для девяти метрик подобия, в том числе классических метрик (Manhattan и расстояние Евклида), для пяти тестовых изображений в четырех областях представления: пространственной области, спектральных областях дискретного косинусного преобразования (ДКП), дискретного преобразования Фурье (ДПФ) и преобразования Хаара. Показано, что среди исследуемых метрик есть более эффективные, чем классические. Использование предлагаемых метрик подобия может существенно улучшить работоспособность методов совместной обработки подобных блоков.

Ключевые слова: *подобие блоков, метрики-расстояния, изображение, поиск, аддитивные помехи.*

Введение

Бурное развитие систем обработки визуальных данных в первую очередь обусловлено быстрорастущей производительностью вычислительных систем и совершенствованием устройств формирования изображений. Постоянно возрастающее качество получаемых изображений, наряду с другими факторами, позволило рассматривать цифровые изображения как сложные многомерные структуры. Структурный анализ изображений и синтез их моделей стали одними из ключевых задач обработки визуальных данных. Подход на основе анализа структуры изображений используется во многих приложениях: в нелокальной фильтрации [1-4], компьютерном зрении, фрактальном сжатии, оптической навигации [5]. Поиск подобия также применяется для компенсации движения при сжатии видео [6-9], распознавании образов и т.д.

На сегодняшний день ускоренными темпами развиваются нелокальные методы фильтрации, использующие самоподобную структуру изображений [2]. Предположение о наличии структуры подобных блоков (фрагментов) на изображениях позволяет нелокальным методам фильтрации выйти за рамки ограничений при локально-адаптивной фильтрации изображений [4]. Однако поиск подобных блоков происходит в условиях присутствия помех, часто интенсивных, и требует высокой эффективности. Очевидно, что эффективность поиска в значительной степени влияет на степень подавления помех и

сохранение ценной информации (границ объектов, мелких деталей и т.п.) на изображении.

В последнее время заметно возросло число методов поиска и совместной обработки подобных блоков, работающих в спектральных областях представления данных [3,7]. Такая тенденция, в частности, наблюдается при решении задачи компенсации движения в кодировании видео [8,9]. Вместе с тем, несмотря на огромное количество разработанных к настоящему времени алгоритмов поиска, среди них нет универсальных, способных успешно работать для различных приложений. Одновременно существует и большое количество алгоритмов поиска, предусматривающих обработку данных в пространственной области, в том числе и для компенсации движения [6].

Основой поиска подобных блоков (фрагментов) в любом случае являются метрики (расстояния). Продолжает ощущаться нехватка эффективных метрик подобия, работающих в спектральных областях. Особый интерес вызывают такие ортогональные преобразования, свойства которых по той или иной причине могут быть полезны при поиске подобия на изображениях на практике. В задачах обработки изображений наиболее интенсивно используются такие преобразования, как дискретное косинусное преобразование (ДКП), дискретное преобразование Фурье (ДПФ) и ряд других ортогональных, в частности, вейвлетных преобразований [3, 6].

Отметим, что на практике надежность поиска подобных блоков на изображении зависит от многих факторов [2]. Одним из основных является шум,

особенно при его высокой интенсивности. В большинстве случаев в качестве модели помех на изображении используется гауссов аддитивный пространственно-некоррелированный шум. Предполагается, что дисперсия помех априорно известна или оценена достаточно точно. Такое допущение часто является идеализированным, поскольку существуют более адекватные модели сигнально-зависимых помех [4]. Вместе с тем, для оптических изображений модель аддитивных помех можно в первом приближении считать приемлемой.

Таким образом, актуальной является задача исследования эффективности метрик подобия блоков (фрагментов) изображений при воздействии аддитивных пространственно-некоррелированных помех. Особый интерес представляет анализ эффективности поиска подобных блоков в спектральных областях представления.

Метрики подобия

Задачи поиска, кластеризации и классификации в итоге сводятся к оценке подобия между представлениями данных. Наиболее часто используемой и удобной формой представления данных является векторное представление, поэтому метрики должны успешно работать с векторными данными. Среди широкого разнообразия известных метрик подобия можно выделить две большие группы: корреляционные метрики и метрики-расстояния [10]. В качестве меры подобия между блоками часто используется расстояние между сравниваемыми блоками как оценка различия (величина, обратная оценке подобия).

Классическими метриками подобия считаются метрика Manhattan (City Block, норма l_1) и расстояние Евклида (норма l_2) [11], которые являются частными случаями расстояния Минковского при, соответственно, $p = 1$ и $p = 2$:

$$d_p = \|x_i - y_i\|_p = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p}, \quad (1)$$

где x, y – сравниваемые вектора, i – индекс элемента вектора. Среди других частных случаев расстояния Минковского также можно выделить расстояние Чебышева ($p = \infty$ для выражения (1)).

Частую методы обработки данных, использующие классические метрики, не удовлетворяют целому ряду требований. Для альтернативных метрик подобия главными требованиями являются низкая сложность вычисления и более высокая эффективность.

В связи с использованием поиска подобия в различных областях знаний для анализа многомерных данных появились разнообразные модификации классических метрик. Яркими примерами модификации метрики Manhattan могут служить метрика Canberra (2) и расстояние Брея-Кертиса (3):

$$d_C = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| / (|x_i| + |y_i|), \quad (2)$$

$$d_{BC} = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i| / \sum_{i=1}^n |x_i + y_i|. \quad (3)$$

Метрика Canberra изначально применялась при решении задач кластерного анализа, которые предусматривают оценку подобия данных для их группирования и построения иерархии относительно исходных данных [12]. Метрика на основе коэффициента различия Брея-Кертиса применяется как оценка сходства образцов в анализе многомерных данных [13]. Благодаря своей робастности и надежной оценке различия между векторными данными метрика получила широкое распространение в задачах классификации в экологии [14].

Расстояние Хеллингера (4) как модификация расстояния Евклида интенсивно используется в теории вероятности, кластерном и статистическом анализе [15]:

$$d_H = \frac{1}{\sqrt{2}} \sqrt{\sum_{i=1}^n |\sqrt{x_i} - \sqrt{y_i}|^2}. \quad (4)$$

Расстояние Махаланобиса основано на сходстве (взаимной корреляции) двух величин, и, по сути, является обобщенным Евклидовым расстоянием:

$$d_M = \sqrt{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^2 / s_i^2}, \quad (5)$$

где s_i – взаимное среднееквадратическое отклонение элементов векторов x и y . Данная метрика нашла широкое применение в кластерном анализе и обработке визуальных данных [16,17].

Метрики, полученные из теории корреляционного анализа [18], а именно косинусное (угловое) расстояние (6) и расстояние на основе коэффициента корреляции Пирсона (7), широко применяются в обработке изображений:

$$d_{\cos} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n x_i * y_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i)^2} * \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i)^2}}, \quad (6)$$

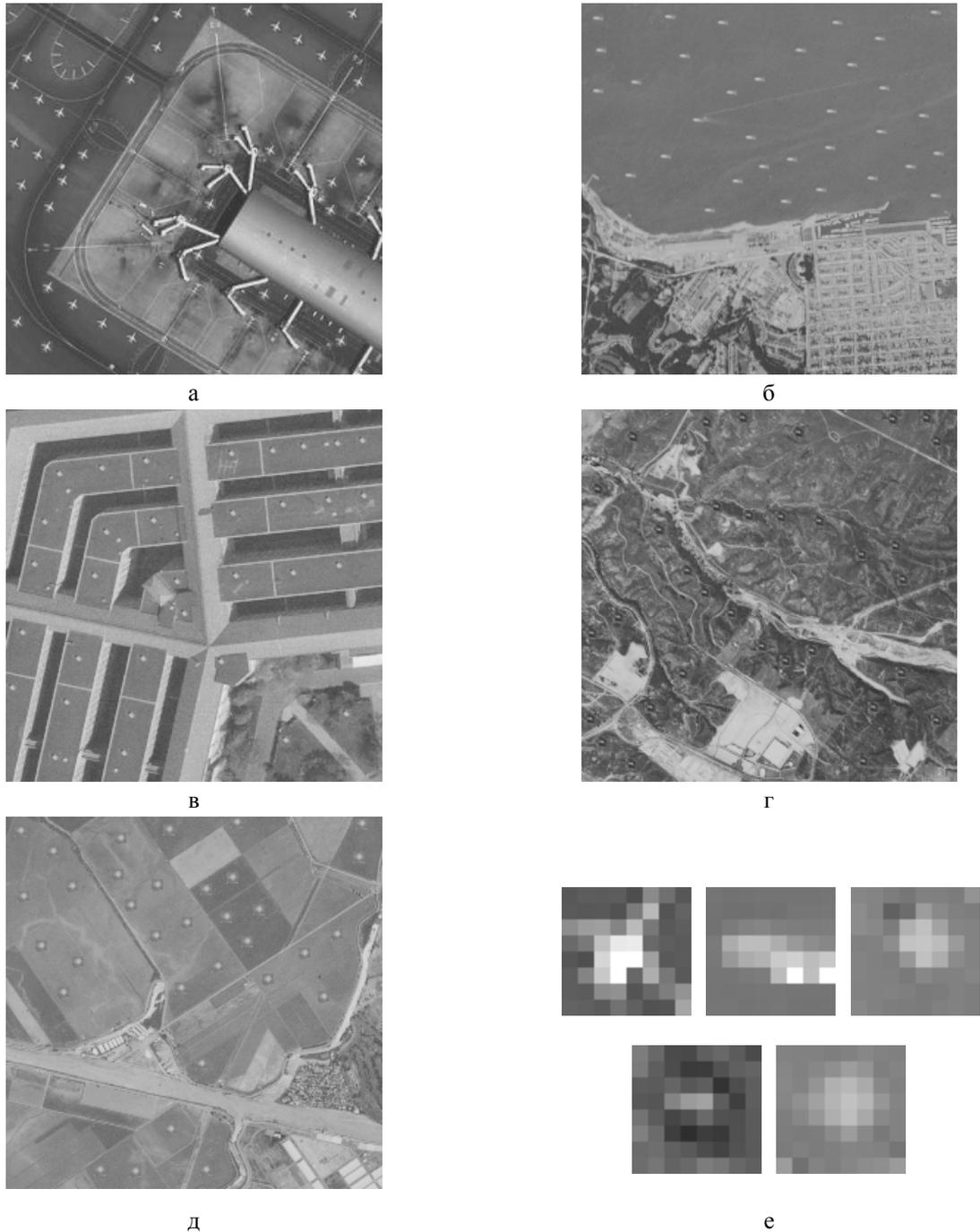


Рис. 1. Тестовые изображения с группой внедренных блоков: Airfield (а), Bay (б), Pentagon (в), San Diego (г), Weald (д); увеличенные блоки (е)

$$d_{\text{corr}} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) * (y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} * \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}, \quad (7)$$

где \bar{x}, \bar{y} - средние значения векторов.

На практике следует обращать внимание на специфику решаемой задачи [19]. Эффективность той или иной метрики зависит от начальной приоро-

ды данных [20] и области представления данных: пространственной или спектральной.

Методика проведения исследования

При исследовании ниже рассматриваются метрики, описанные в предыдущем разделе. Корректный анализ и сравнение эффективности возможны при наличии адекватных количественных критери-

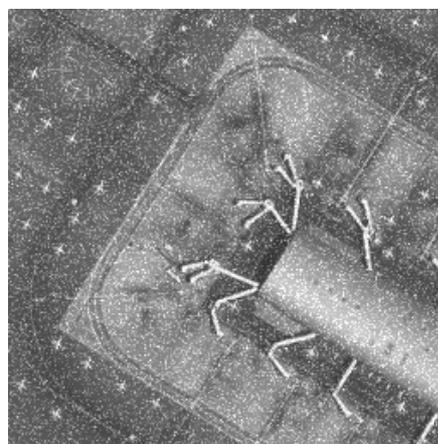
ев. Традиционным критерием при решении задач поиска и обнаружения является вероятность правильного обнаружения при фиксированной вероятности ложной тревоги (неправильного обнаружения) [21]. Можно также зафиксировать вероятность правильного обнаружения (количество правильно обнаруженных блоков) и анализировать вероятность ложной тревоги (количество неверно обнаруженных блоков). Выводы о преимуществах того или иного метода (в данном случае метрики) могут считаться обоснованными только при условии, что та или иная метрика обеспечивает лучшие результаты для различных типов блоков, различных изображений и в широком диапазоне интенсивности помех.

Иными словами, в изображениях должна быть хотя бы одна достаточно большая группа подобных и хорошо различимых блоков. В связи с этим использовалась следующая методика проведения исследований. В каждое из пяти тестовых изображений (Airfield, Bay, Pentagon, San Diego, Weald, см. рис. 1,а-д) были внедрены группы (33 блока) идентичных блоков (блоки в увеличенном масштабе показаны на рис. 1,е). Размер блоков во всех случаях одинаковый – 8x8 пикселей. Такой размер является достаточным для содержания в блоке информативных признаков участка изображения и обеспечивает высокое быстродействие при поиске, особенно если обработка выполняется в спектральной области.

При известном количестве внедренных блоков сравнительно легко обеспечить фиксированную вероятность правильного обнаружения, которая в наших экспериментах равнялась единице. Тогда эффективность метрик подобия можно характеризовать количеством неправильно обнаруженных блоков. Чем меньше количество таких неверно обнаруженных блоков, тем лучше метрика. Исходные тестовые изображения (256x256 пикселей) являются цветными с R, G и B компонентами, которые сильно коррелированы между собой. Изображения различны по степени сложности и имеют достаточно высокое качество: хорошо различимые мелкие детали и объекты, четкие границы, низкий уровень собственных помех. Для того, чтобы сократить вычислительные затраты на обработку всех трех цветовых компонент и декоррелировать данные изображения предварительно были преобразованы в цветоразностное пространство YCbCr. Затем для поиска подобных блоков использовалась только яркостная компонента Y.

Исследование эффективности проводилось в четырех областях представления данных: пространственная область, спектральные области ДКП, ДПФ и преобразования Хаара. Для данных преобразова-

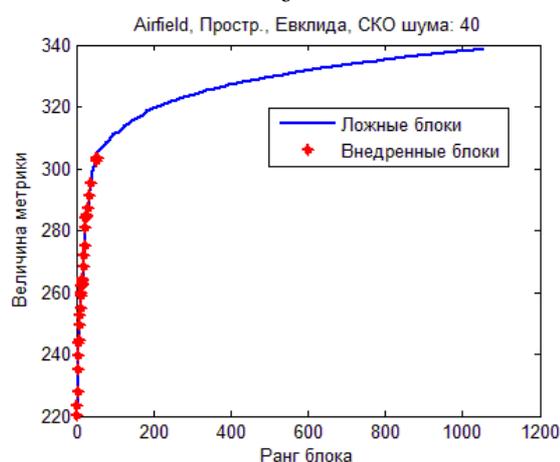
ний существуют алгоритмы быстрого вычисления, что, в свою очередь, дает возможность использовать их в решении задач, критичных к использованию вычислительных ресурсов. Над преобразованными изображениями не осуществлялось никаких операций, расстояния вычислялись между блоками, представленными в векторном виде.



а



б



в

Рис. 2. Изображение, искаженное шумом с СКО, равным 40 (а), карта значений метрики (б), ранжирование блоков по величине метрики (расстояния Евклида) для блоков изображения Airfield (в)

Количество сгенерированных реализаций шума было равным 10, что обеспечило приемлемую точность определения среднего количества неверно обнаруженных «подобных» блоков. Вычисления для всех метрик в разных областях представления проводились для каждой реализации. Диапазон варьирования среднеквадратического отклонения (СКО) аддитивного белого гауссова шума был выбран от 5 до 50 с шагом 5 (пример зашумленного изображения см. на рис. 2,а). В качестве опорного блока использовался идентичный группе блок, который отдельно от изображения искажался шумом с заданным СКО и преобразовывался в соответствующую область. Параллельно вычислению расстояний между опорным блоком и остальными блоками формировалась карта значений метрик (рис. 2,б – более темным цветом обозначены меньшие расстояния), которая затем использовалась для анализа эффективности.

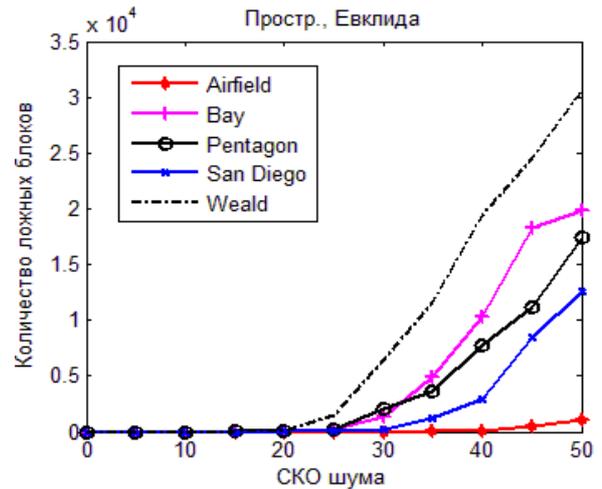


Рис. 3. Эффективность расстояния Евклида для пяти тестовых изображений в пространственной области представления

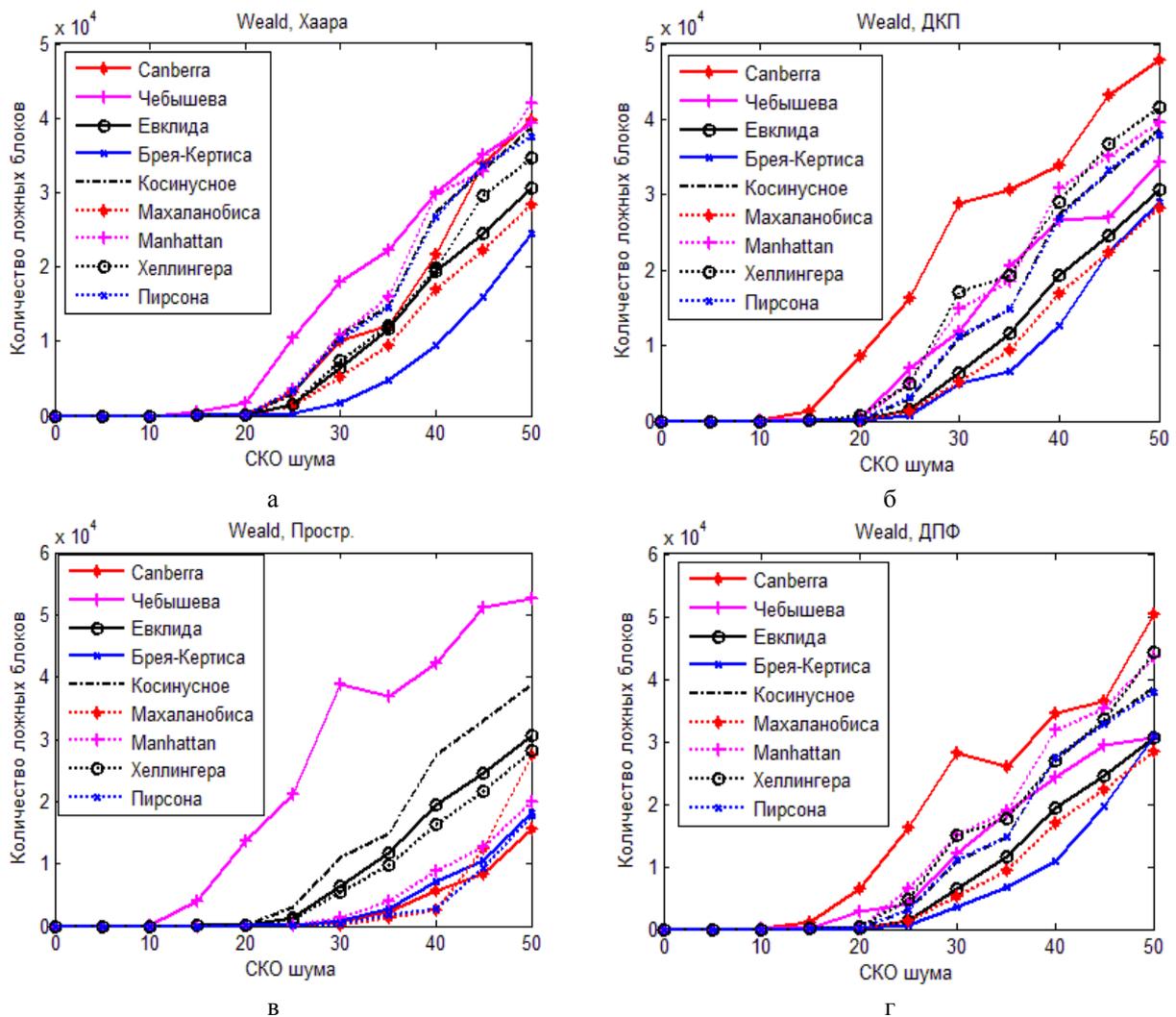


Рис. 4. Эффективность исследуемых метрик в пространственной области (а), в спектральных областях ДКП (б), ДПФ (в) и преобразования Хаара (г) для изображения Weald

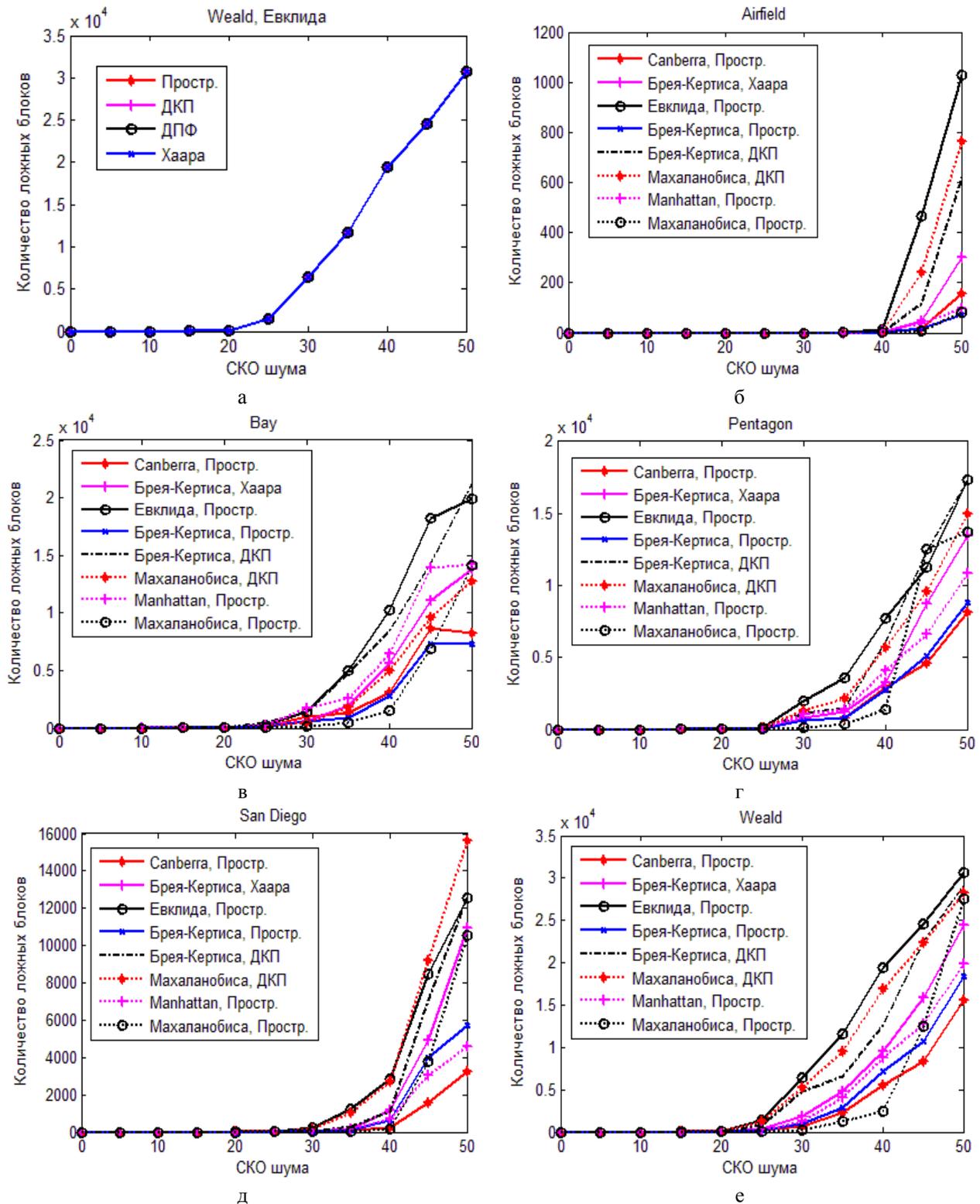


Рис. 5. Эффективность расстояния Евклида в разных областях представления (а) для изображения Weald; эффективность исследуемых метрик для тестовых изображений: Airfield (б), Bay (в), Pentagon (г), San Diego (д) и Weald (е)

Решение о принадлежности блока к внедренной группе выполнялось с использованием порога, равного максимальному расстоянию между опорным блоком и блоками группы (рис. 2,в). Оценкой эффективности служило количество блоков, не вхо-

дящих в группу, для которых их расстояние до опорного блока было ниже порога. Результаты усреднялись по всем реализациям шума.

Сравнительный анализ эффективности метрик проводился одновременно для всех областей пред-

ставления. Для метрик, имеющих более высокую эффективность, проводилось сравнение эффективности в разных областях представления. Кроме того, проводилось исследование зависимостей порогов для различных метрик от величины СКО шума.

Экспериментальные результаты

На рис. 3 приведена зависимость, позволяющая проанализировать эффективность расстояния Евклида для разных изображений. Очевидно, что самым сложным случаем для поиска подобных блоков является тестовое изображение Weald.

При поиске подобных блоков в пространственной области более высокой эффективностью среди исследуемых обладают: метрика Canberra, корреляция Пирсона, расстояния Брея-Кертиса и Махаланобиса (рис. 4(a)). Наиболее эффективными метриками в спектральных областях ДКП, ДПФ, преобразования Хаара являются расстояния Евклида, Махаланобиса и Брея-Кертиса (рис. 4(б, в, г)). Применение метрики Canberra в спектральной области приводит к заметно худшим результатам.

В связи с линейностью метрического пространства расстояния Евклида и ортогональных преобразований (ДКП, ДПФ и Хаара) эффективность использования расстояния Евклида практически одинакова для всех четырех областей представления данных (на рис. 5(a) все кривые сливаются в одну). Отсюда следует ценный практический вывод. Поскольку при использовании расстояния Евклида в спектральных областях линейных преобразований эффективность поиска остается неизменной, поиск подобных блоков можно производить в любой из областей. Выбор зависит от приоритета требований.

Следует обратить внимание на то, что большинство метрик, характеризующихся наиболее высокой эффективностью, работают в пространственной области (см. рис. 5(б-е)). Среди исследуемых метрик имеются метрики подобия, обладающие заметно более высокой эффективностью, чем классические метрики (расстояние Евклида и метрика Manhattan). Для повышения эффективности работы метрик в спектральных областях представляется целесообразным предпринимать некоторые дополнительные меры. В частности, известно, что большая часть энергии сигнала сосредоточена в небольшом количестве коэффициентов соответствующего преобразования. Одним из простых способов повышения эффективности может быть уменьшение числа рассматриваемых коэффициентов (элементов вектора).

Среди рассмотренных нетрадиционных метрик,

самой высокой эффективностью для спектральных областей (ДКП и Хаара) обладают расстояния Брея-Кертиса и Махаланобиса. Эффективность расстояния Махаланобиса при больших величинах СКО шума в большинстве случаев заметно падает. Такая тенденция наблюдается для всех областей представления данных, причем эффективность для всех спектральных областей практически одинакова.

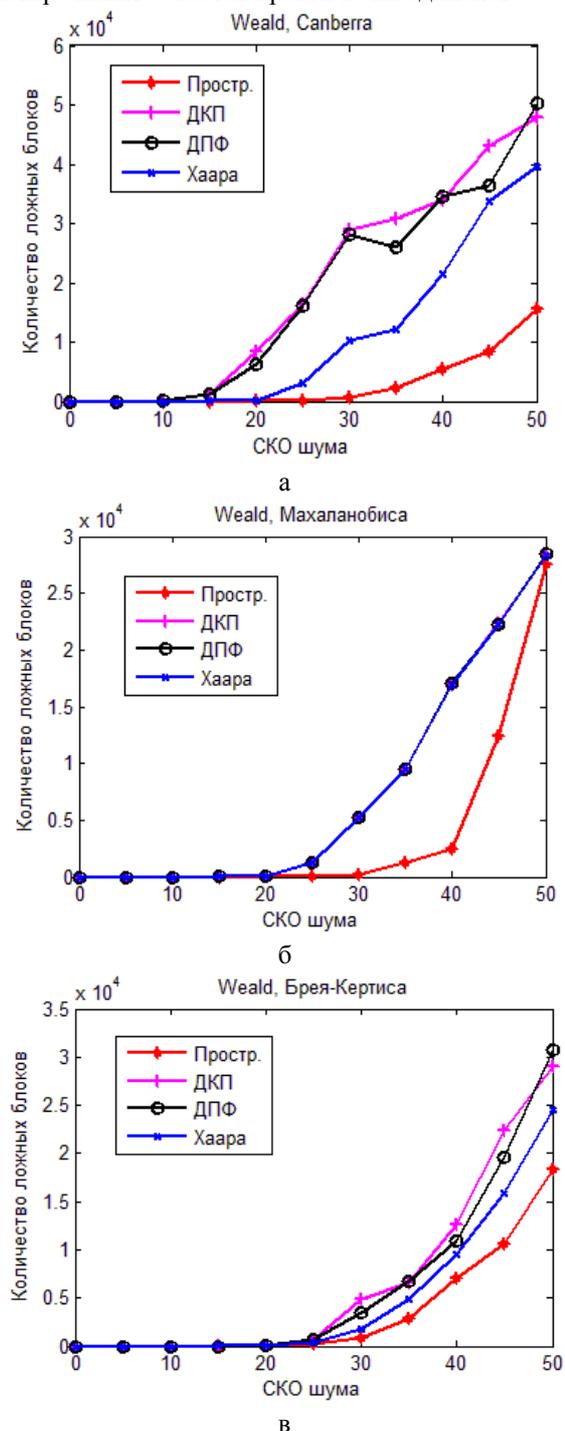


Рис. 6. Эффективность метрик в разных областях представления для изображения Weald: метрика Canberra (а), расстояние Махаланобиса (б), расстояние Брея-Кертиса (в)

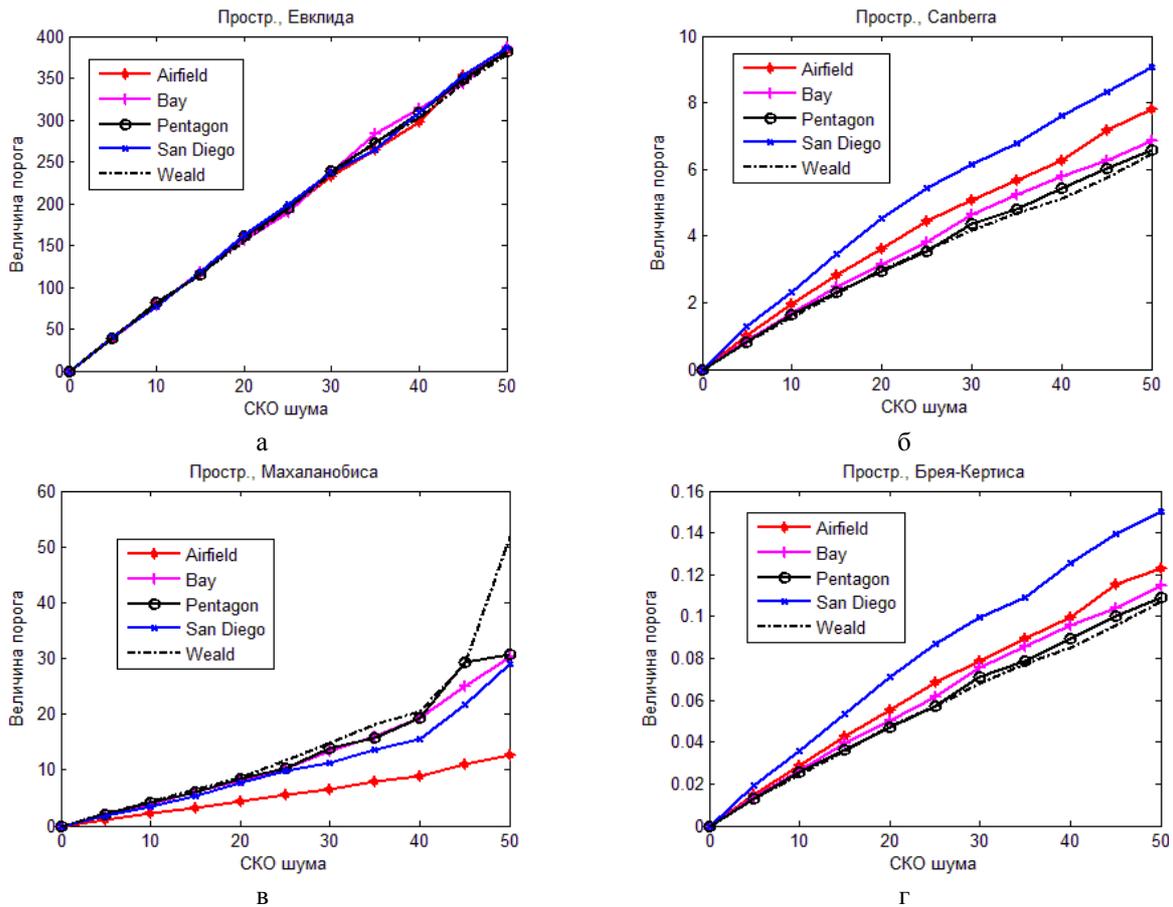


Рис. 7. Зависимость величины порога для пяти тестовых изображений в пространственной области для метрик: расстояния Евклида (а), метрики Canberra (б), расстояний Махаланобиса (в) и Брея-Кертиса (г)

Среди всех рассмотренных спектральных областей представления для большинства метрик предпочтительной оказывается работа в спектральной области преобразования Хаара (рис. 6). Наиболее эффективной метрикой в спектральной области (среди рассмотренных) оказалось расстояние Брея-Кертиса в области преобразования Хаара.

Наиболее эффективными метриками для поиска подобных блоков можно считать метрику Canberra и расстояние Брея-Кертиса в пространственной области. По сравнению с расстоянием Евклида эффективность этих метрик значительно выше. В отличие от расстояния Махаланобиса эффективность данных метрик падает при больших значениях SKO шума менее резко.

Кроме эффективности поиска подобных блоков, необходимо обратить повышенное внимание на вычислительные затраты при использовании той или иной метрики. К вопросу сложности вычисления следует подходить с особой осторожностью, поскольку измерение времени работы того или иного алгоритма с помощью программных средств, представляется довольно сложной задачей. Кроме того, некоторые более сложные операции могут со-

вершаться с использованием специальных средств ускорения вычислений. Количество операций для вектора размерностью n приведено в табл. 1.

Таблица 1

Сложность вычисления метрик подобия

Метрика	“+”	“*”	“ ”	“√”
Manhattan	$2n-1$	0	n	0
Расстояние Евклида	$2n-1$	n	n	1
Canberra	$3n-1$	n	$3n$	0
Расстояние Брея-Кертиса	$4n-2$	1	$2n$	0
Расстояние Махаланобиса	$7n-4$	$2n+4$	n	1

Процессоры в современных вычислительных средствах общего назначения, как правило, наиболее быстро реализуют операции сложения “+” и умножения “*”. Операции возведения в модуль (“| |”), извлечение квадратного корня (“√”) будут рассматриваться отдельно, хотя они также являются простыми операциями с точки зрения вычислений и могут вычисляться с разной степенью приближения.

Из анализа представленных данных (табл. 1) видно, что наиболее сложной метрикой с точки зрения объема и сложности вычислений является расстояние Махаланобиса. Классические метрики Manhattan и расстояние Евклида имеют невысокую сложность. Будучи модификациями метрики Manhattan, расстояние Брея-Кертиса и метрика Canberra требуют немного больше вычислительных затрат, чем классические метрики. При этом вычисление расстояния Брея-Кертиса не намного сложнее вычисления расстояния Евклида и использует, в основном, операции сложения и вычисления модуля.

Выше нами лишь кратко рассматривался вопрос выбора порога, который при моделировании устанавливается относительно просто. На практике же порог должен устанавливаться автоматически.

Очевидно, что при поиске подобных блоков на изображении величина порога по мере возрастания уровня помех (СКО) будет неизбежно расти. На рисунках 7(а-в) показаны зависимости установленных при моделировании значений порога от СКО шума для разных тестовых изображений. Из анализа полученных результатов можно сделать вывод, что прогнозирование значения порога потенциально является решаемой задачей, но требует проведения дополнительных исследований. В целом, при прогнозировании значения порога возможно использование линейных зависимостей. Также следует отметить, тот факт, что на значение порога влияет и само изображение. При автоматическом выборе величины порога представляется целесообразным учитывать степень сложности конкретного изображения.

Заключение

В работе предложена методика оценки эффективности поиска подобных блоков на изображениях. Согласно результатам проведенного исследования существуют метрики, которые заметно более эффективны, чем классические. Показано, что наиболее эффективными метриками и несложными в вычислительном плане являются расстояние Брея-Кертиса и метрика Canberra. Поиск подобных блоков на изображении с использованием рассмотренных метрик целесообразно проводить в пространственной области. Данный вывод не является окончательным, поскольку возможности адаптации наилучших из рассмотренных метрик к работе в спектральной области изучены недостаточно. Наши дальнейшие исследования будут посвящены, в частности, рассмотрению возможностей повышения эффективности обработки в спектральной области.

Литература

1. Buades, A. *A non-local algorithm for image denoising [Text]* / A. Buades, B. Coll, J.M. Morel // *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) IEEE Computer Society Conference.* – 2005. – vol. 2. – P. 60-65.
2. *Secrets of image denoising cuisine [Text]* / M. Lebrun, M. Colom, A. Buades, J.M. Morel // *Acta Numerica.* – 2012. – vol. 21. – P. 475-576.
3. Dabov, K. *Image and Video Restoration with Nonlocal Transform-Domain Filtering: Thesis for the degree of Doctor of Technology [Text]* / K. Dabov // *Tampere, (Finland).* – 2010. – 181 p.
4. *Потенциальная эффективность фильтрации изображений: есть ли предел и близок ли он? [Текст]* / В.В. Лукин, Н.Н. Пономаренко, С.К. Абрамов, А.А. Зеленский // *Радіоелектронні і комп'ютерні системи.* – 2010. – № 3 (44). – С. 38-43.
5. *Метод оценки горизонтальной скорости полета беспилотного летательного аппарата по последовательности видеок кадров [Текст]* / Н.Н. Пономаренко, А.С. Кравчук, А.С. Рубель, О.И. Еремеев // *Авиационно-космическая техника и технология.* – 2012. – №1 (88). – С. 100-108.
6. *Overview of the High Efficiency Video Coding (HEVC) Standard [Text]* / G. J. Sullivan, J.-R. Ohm, W.-J. Han, T. Wiegand // *pre-publication draft, to appear in IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology.* – December 2012. – 19 p.
7. Kumar, S. *Global motion estimation in frequency and spatial domain [Text]* / S. Kumar, M. Biswas, T. Q. Nguyen // *IEEE International Conference on Speech, Acoustics, and Signal Processing.* – 2004. – P. 14-23.
8. Kumar, S. *Efficient phase correlation motion estimation using approximate normalization [Text]* / S. Kumar, M. Biswas, T. Q. Nguyen // *Signals, Systems and Computers, Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference.* – Nov. 2004. – vol. 2. – P. 1727-1730.
9. Koc, U. *DCT Pseudo-Phase Techniques for Video Coding and Image Registration [Text]* / Ut-Va Koc, K.J. Ray Liu // *ISCAS '97 IEEE International Symposium.* – 1997. – vol. 4. – 32 p.
10. Choi, S.-S. *A survey of binary similarity and distance measures [Text]* / Seung-Seok Choi, Sung-Hyuk Cha, Charles C. Tappert // *Journal of Systemics, Cybernetics and Informatics.* – 2010. – vol. 8, no. 1. – P. 43-48.
11. Jain, A.K. *Data clustering: A review [Text]* / A.K. Jain, M.N. Murty, P.J. Flynn // *ACM Computing Surveys.* - September 1999. – vol. 31, is. 3. - P. 264-323.
12. Emran, S.M. *Robustness of Canberra metric in computer intrusion detection [Text]* / S. M. Emran, Nong Ye // *Proceedings of the IEEE Workshop on Information Assurance and Security, United States Military Academy, (West Point).* – June 2001. – 5 p.
13. *Experiments of distance measurements in a foliage plant retrieval system [Text]* / A. Kadir, L. Edi

Nugroho, A. Susanto, P. I. Santosa // *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*. – June 2012. – vol. 5, no. 2. – 14 p.

14. Legendre, P. *Ecologically meaningful transformations for ordination of species data [Text]* / P. Legendre, E. D. Gallagher // Springer-Verlag, *OECOLOGIA*. – 2001. – vol. 129, no. 2. – P. 271-280.

15. Hellinger distance decision trees are robust and skew-insensitive [Text] / D. A. Cieslak, T. R. Hoens, N. V. Chawla, W. P. Kegelmeyer // *Data Mining and Knowledge Discovery*. – January 2012. – vol. 24, is. 1. – P. 136-158.

16. Fraser, A.M. *Incorporating invariants in Mahalanobis distance based classifiers: Application to Face Recognition [Text]* / A. M. Fraser // *Neural Networks, Proceedings of the International Joint Conference*. – July 2003. – vol. 4. – P. 3118-3123.

17. Kapoor, S. *Facial gesture recognition using correlation and Mahalanobis distance [Text]* / S. Ka-

poor, S. Khanna, R. Bhatia // *International Journal of Computer Science and Information Security (IJCSIS)*. – 2010. – vol. 7. – 6 p.

18. Van Dongen, S. *Metric distances derived from cosine similarity and pearson and spearman correlations [Text]* / S. Van Dongen, A. J. Enright // *Proceedings of CoRR*. – 2012. – 5 p.

19. Cha, S. *Comprehensive Survey on Distance/Similarity Measures between Probability Density Functions [Text]* / S. Cha // *International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences*. – 2007. – vol. 1, no. 4. – P. 300-307.

20. Goslee, S.C. *The ecodist Package for Dissimilarity-based Analysis of Ecological Data [Text]* / S. C. Goslee, D. L. Urban // *Journal of Statistical Software*. – September 2007. – vol. 22, is. 7. – 19 p.

21. Трифонов, А.П. *Совместное различение сигналов и оценка их параметров на фоне помех [Текст]* / А.П. Трифонов, Ю.С. Шинаков. – М.: Радио и связь, 1986. – 264 с.

Поступила в редакцію 8.02.2013, рассмотрена на редколлегии 13.02.2013

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.

ЕФЕКТИВНІСТЬ ПОШУКУ ПОДІБНИХ БЛОКІВ НА ЗОБРАЖЕННЯХ ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТРИК-ВІДСТАНЕЙ

О.С. Рубель, В.В. Лукін

Проаналізовано ефективність пошуку подібних блоків на зображеннях, що спотворені адитивними просторово-некорельованими завадами, у різних областях представлення. Дослідження проведено для дев'яти метрик, включаючи класичні, для просторової та трьох спектральних областей. Показано, що серед досліджених метрик є більш ефективні, ніж класичні. Використання найбільш ефективних метрик дозволить підвищити працездатність методів спільної обробки подібних блоків.

Ключові слова: подібність блоків, метрики-відстані, зображення, пошук, адитивні завади.

EFFICIENCY OF SIMILAR BLOCK SEARCH IN IMAGES USING METRICS-DISTANCES

A.S. Rubel, V.V. Lukin

Efficiency of similar block search in images corrupted by additive spatially uncorrelated noise in different domains is analyzed. Study is carried out using nine metrics, including classical ones, for spatial and three spectral domains. It is shown that among the considered metrics there are those ones more efficient than classical metrics. Their use will allow increasing performance of joint processing of similar blocks.

Key words: block similarity, metrics-distances, image, search, additive noise.

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

Лукін 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.