

DOI 10.30898/1684-1719.2020.8.4

УДК 621.396

ОЦЕНКА СПЕКТРАЛЬНОГО ПОДОБИЯ ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

А. В. Кокошкин

Фрязинский филиал Института радиотехники и электроники им. В.А. Котельникова РАН,
141120, Московская обл., г. Фрязино, пл. Введенского, 1

Статья поступила в редакцию 31 июля 2020 г.

Аннотация. В работе предлагается новая оценка качества цифровых изображений - спектральное подобие (**Ssm** - spectral similarity measure). Такая оценка может использоваться при определении эффективности работы того или иного метода реконструкции цифровых изображений, полученных в различных диапазонах волн. Это проиллюстрировано на примере заполнения лакун на реальных цифровых изображениях. Тестировались метод интерполяции последовательно вычисляемого спектра Фурье (МИПВС), кубический сплайн и нейросеть. Установлено, что совместно с другими объективными критериями спектральное подобие может применяться при экспертизе различных изображений или их фрагментов.

Ключевые слова: качество цифровых изображений, объективные критерии, спектральное подобие.

Abstract. This article proposes a new assessment of the quality of digital images - spectral similarity (**Ssm** - spectral similarity measure). Such an assessment can be used to determine the efficiency of a particular method for reconstructing digital images obtained in different wavelengths. This is illustrated by the example of filling gaps in real digital images. The interpolation method for the sequential calculation of the Fourier spectrum (IMSCS), cubic spline and neural network were tested. It has been established that, together with other objective criteria, spectral similarity can be used in the examination of various images or their fragments.

Key words: quality of digital images, objective criteria, spectral similarity.

Введение

Качество цифрового изображения зависит от аппаратуры и условий, при которых оно было получено (спектральные особенности, статистические характеристики шума и т.д.) [1-7]. Методы оценки качества цифровых изображений делятся на субъективные и объективные, которые в свою очередь являются абсолютными или сравнительными [2]. Количественными оценками называют числа, сопоставляемые исследуемому изображению на основе проведенного анализа.

Абсолютными (безотносительными) количественными оценками качества изображений являются, например, оценка (мера) резкости изображений [8], оценка контрастности изображений [9].

Сравнительные (относительные) методы количественной оценки качества изображений основаны на сравнении двух изображений – одно из которых неискажённое («идеальное»), другое исследуемое (например искажённое тестовой аппаратной функцией, а затем восстановленное одним из известных методов). Такие подходы применяются для оценки эффективности работы методов деконволюции применительно к заданным типам искажений и видам изображений.

Часто применяемыми на практике методами оценок являются: мера структурного подобия (SSIM) [7], среднеквадратическая ошибка (СКО) и пиковое отношение сигнал-шум (ПОСШ) [10], норма Минковского (НМ) [11]. Работа [12] посвящена описанию подхода в оценке качества цифровых изображений с помощью коэффициента восстановимости изображения **Cri** (Coefficient of recoverability image), который позволяет сделать прогноз в отношении перспектив их возможного улучшения.

Наша работа посвящена описанию новой объективной оценки качества цифровых изображений - спектральному подобию. Эта оценка может использоваться при определении эффективности работы того или иного метода реконструкции цифровых изображений полученных в различных диапазонах волн. Кроме того предлагаемая оценка будет полезной при комплексных

(совместно с другими критериями) исследованиях восстановленных изображений и при экспертизе различных изображений или их фрагментов.

1. Оценка качества изображений с помощью "меры спектрального подобия"

Как выяснено в [13], большинство методов оценки качества цифровых изображений (СКО - среднеквадратичная ошибка, ПОСШ – пиковое отношение сигнал-шум, НМ – норма Минковского, SSIM – мера структурного подобия, СКИ – средний контраст изображения) сильно зависят от вида конкретного изображения. Поэтому предлагается ввести понятие "мера спектрального подобия" **Ssm** (аббревиатура от spectral similarity measure), которая, в некотором смысле, представляет собой аналог коэффициента восстанавливаемости **Cri** (Coefficient of recoverability image) [12]. Однако, **Ssm** определяется не как доля амплитудного спектра изображения, попадающая в заданную окрестность универсального опорного спектра (УОС) [12, 14, 15], а как попиксельное попадание каждой гармоники амплитудного спектра восстановленного изображения **Fm** в заданную окрестность от соответствующей ей гармоники спектра этого же изображения но не искажённого ("идеального") **Fu**. В качестве окрестности мы в дальнейшем рассматриваем отрезок:

$$Fu/2 \leq Fm \leq 2Fu, \quad (1)$$

Для такой оценки необходимо знание "идеального" неискажённого изображения, спектр которого **Fu** будет опорным при вычислении меры спектрального подобия. Если **Ssm** равен сто процентов, то это означает, что амплитудные спектры практически (в рамках допуска равного двум в формуле (1) идентичны. Если **Ssm** равен ноль процентов, то это значит, что ноль процентов гармоник попало в заданную окрестность спектра "идеального" изображения.

Рис.1(а) демонстрирует "идеальное" тестовое изображение. Рис.1(б) показывает в логарифмическом масштабе амплитудный пространственный спектр изображения рис.1(а) (непрозрачный чёрный цвет) и окрестности сверху

(полупрозрачный зелёный цвет) и снизу (непрозрачный синий цвет) для амплитуд по формуле (1). В этом случае S_{sm} равен сто процентов. Рис.2(а) изображает рис1(а) искажённый аппаратной функцией Гаусса радиусом 1 пиксель. Рис.2(б) показывает амплитудный пространственный спектр рисунка 2(а) (непрозрачный чёрный цвет) и допустимый диапазон вариации амплитуд в соответствии с формулой (1) изображённый так же как и на рис.1(б). Для этого примера S_{sm} равен 22,3 процента.

Дополнительно к S_{sm} , определяемому как процент попадания амплитуд в заданный диапазон, можно использовать оценку спектрального подобия как среднее квадратичное отклонение значений амплитуд спектра от амплитуд спектра "идеального" изображения.

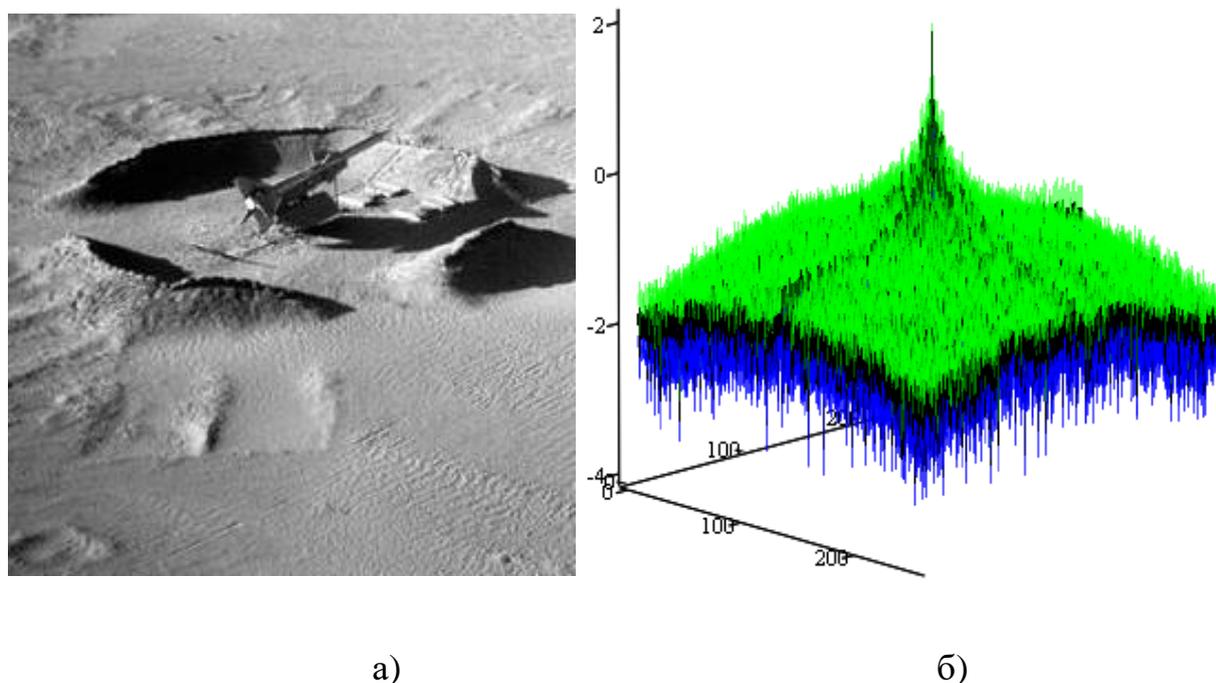


Рис.1. Тестовое "идеальное" изображение – (а). Амплитудный пространственный спектр в логарифмическом масштабе изображения рисунка 1(а) (чёрный цвет) и границы отклонения этого спектра согласно формуле (1), где верхняя граница показана полупрозрачным зелёным цветом, а нижняя граница показана синим цветом – (б).

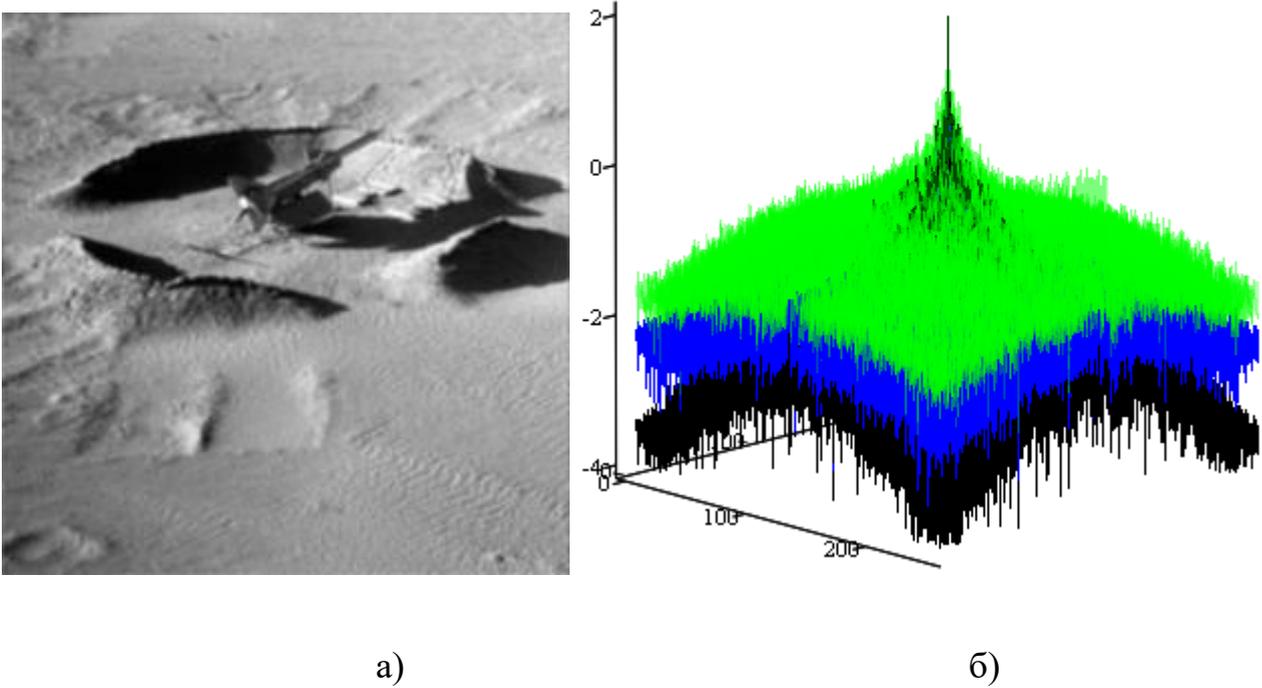


Рис.2. Изображение рисунка 1(а), искажённого аппаратной функцией Гаусса радиусом 1 пиксель – (а). Амплитудный пространственный спектр в логарифмическом масштабе изображения рисунка 2(а) (чёрный цвет) и границы отклонения спектра согласно формуле (1) (верхняя граница - полупрозрачный зелёный цвет, нижняя граница - синий цвет) – (б).

2. Зависимость оценки спектрального подобия изображений от искажающей аппаратной функции и от интенсивности шума

На рис.3 представлены тестовые "идеальные" изображения (размером 255 на 255 пикселей), использованные для анализа влияния на оценку спектрального подобия искажающей аппаратной функции и интенсивности шума.

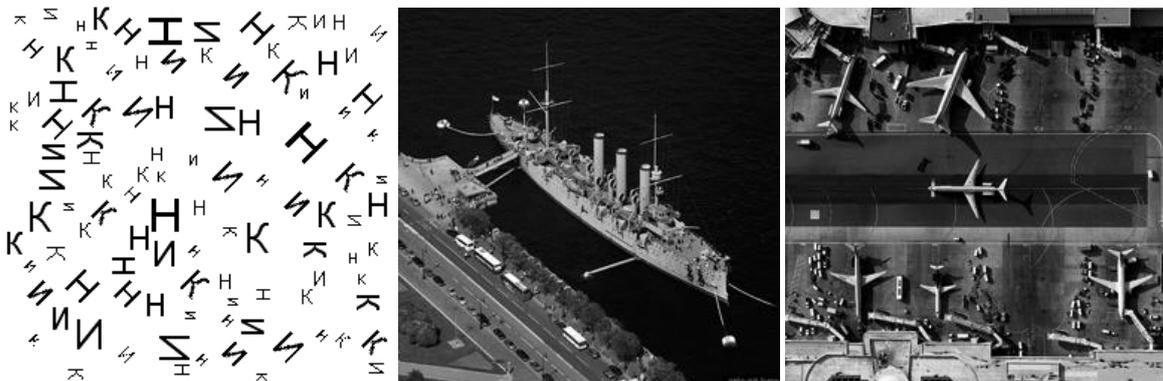
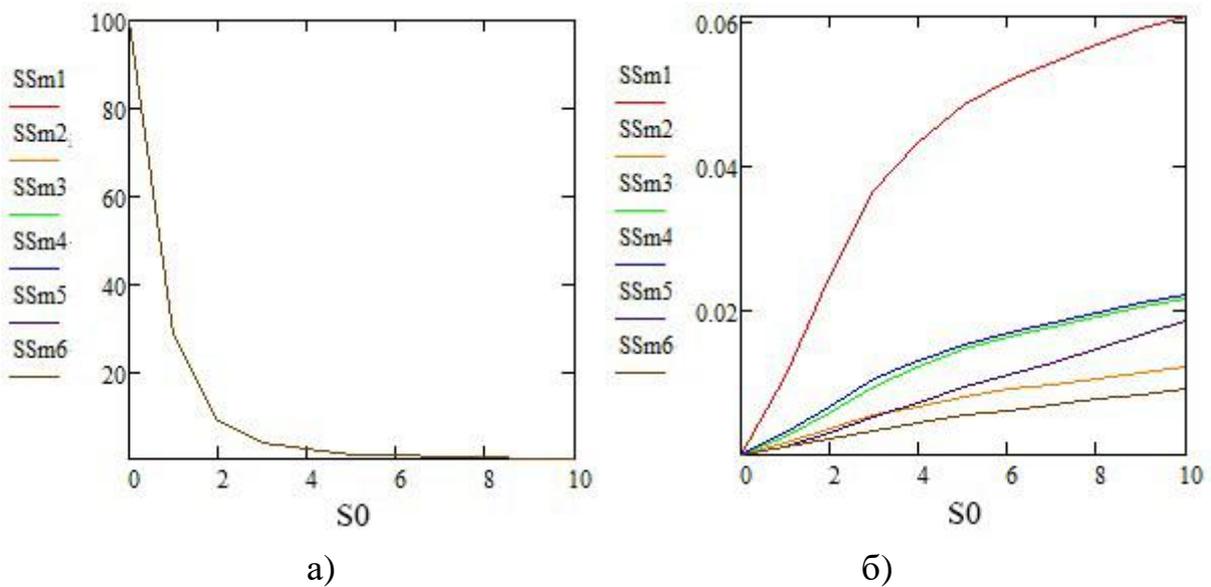




Рис.3 Тестовые "идеальные" изображения под порядковыми номерами от 1 до 6, считая слева направо по строкам.

На рис.4 представлены графики зависимостей меры спектрального подобия от величины S_0 (радиуса дефокусировки), для шести тестовых изображений рисунка 3 (от $SSm1$ до $SSm6$, соответственно порядковым номерам на рисунке 3). Рис.4(а) и рис.4(в) демонстрируют Ssm , вычисляемую по формуле (1). А рис.4(б) и рис.4(г) показывают спектральное подобие как СКО от "идеального". Причём рис.4(а) и рис.4(б) вычислены при искажающей аппаратной функции дефокусировки "круглое пятно", в то время как рис.4(в) и рис.4(г) – для искажающей АФ Гаусса.



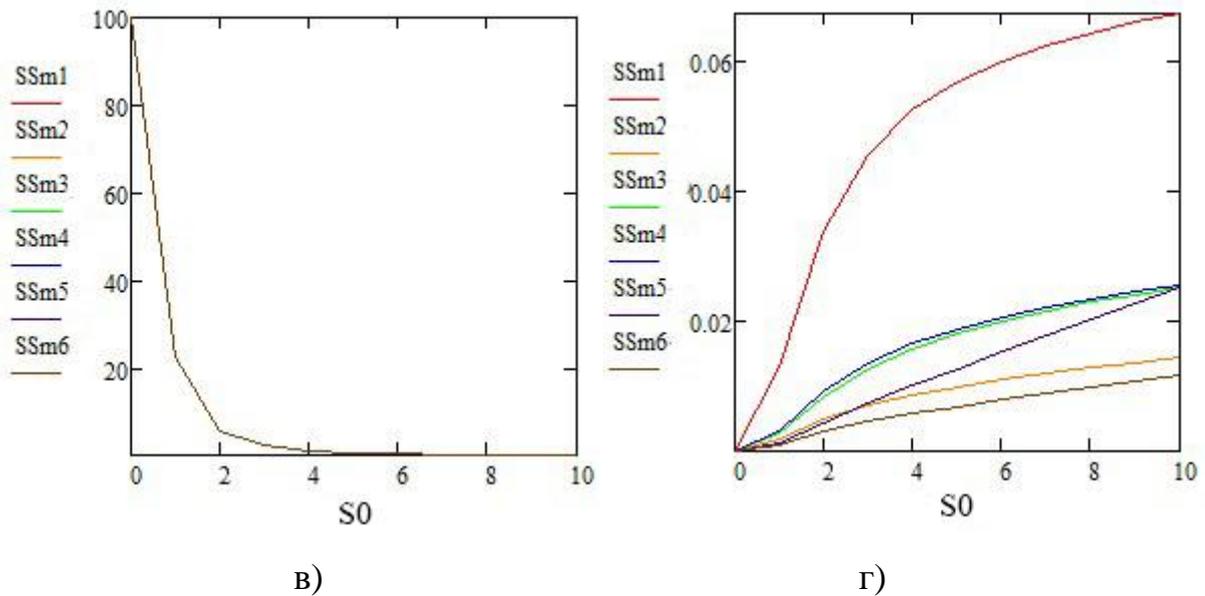


Рис.4. Зависимости спектрального подобия от S_0 . Для АФ дефокусировки "круглое пятно" - (а), (б). Для АФ Гаусса - (в), (г). S_{sm} , вычисляемая по формуле (1) - (а), (в). S_{sm} , вычисляемая как СКО от "идеала" - (б), (г).

Графики S_{sm} от дефокусировки S_0 , полученные с помощью формулы (1) и представленные на рис.4(а) и рис.4(в), иллюстрируют зависимость спектрального подобия только от S_0 , для шести тестовых изображений рисунка 3 (от S_{sm1} до S_{sm6} , соответственно порядковым номерам на рисунке 3). В то время как S_{sm} , вычисленные как СКО от "идеала", помимо зависимости от S_0 , обнаруживают зависимость и от самого изображения (от вида изображения).

На рис.5 представлены графики зависимости спектрального подобия от уровня шума Sh . Рис.5(а) и рис.5(в) демонстрируют S_{sm} , вычисляемую по формуле (1). А рис.5(б) и рис.5(г) показывают спектральное подобие как СКО от "идеального". Рис.5(а) и рис.5(б) вычислены при равномерном шуме (Sh соответствует половине амплитуды). Рис.5(в) и рис.5(г) – для шума с нормальным распределением и среднеквадратическим отклонением Sh .

Графики S_{sm} от интенсивности шума Sh , полученные с помощью формулы (1) и представленные на рис.5(а) и рис.5(в), иллюстрируют зависимость качества не только от S_0 , но и от самого изображения. В то время как S_{sm} , вычисленные как СКО от "идеала", практически синхронно меняются только в зависимости от Sh .

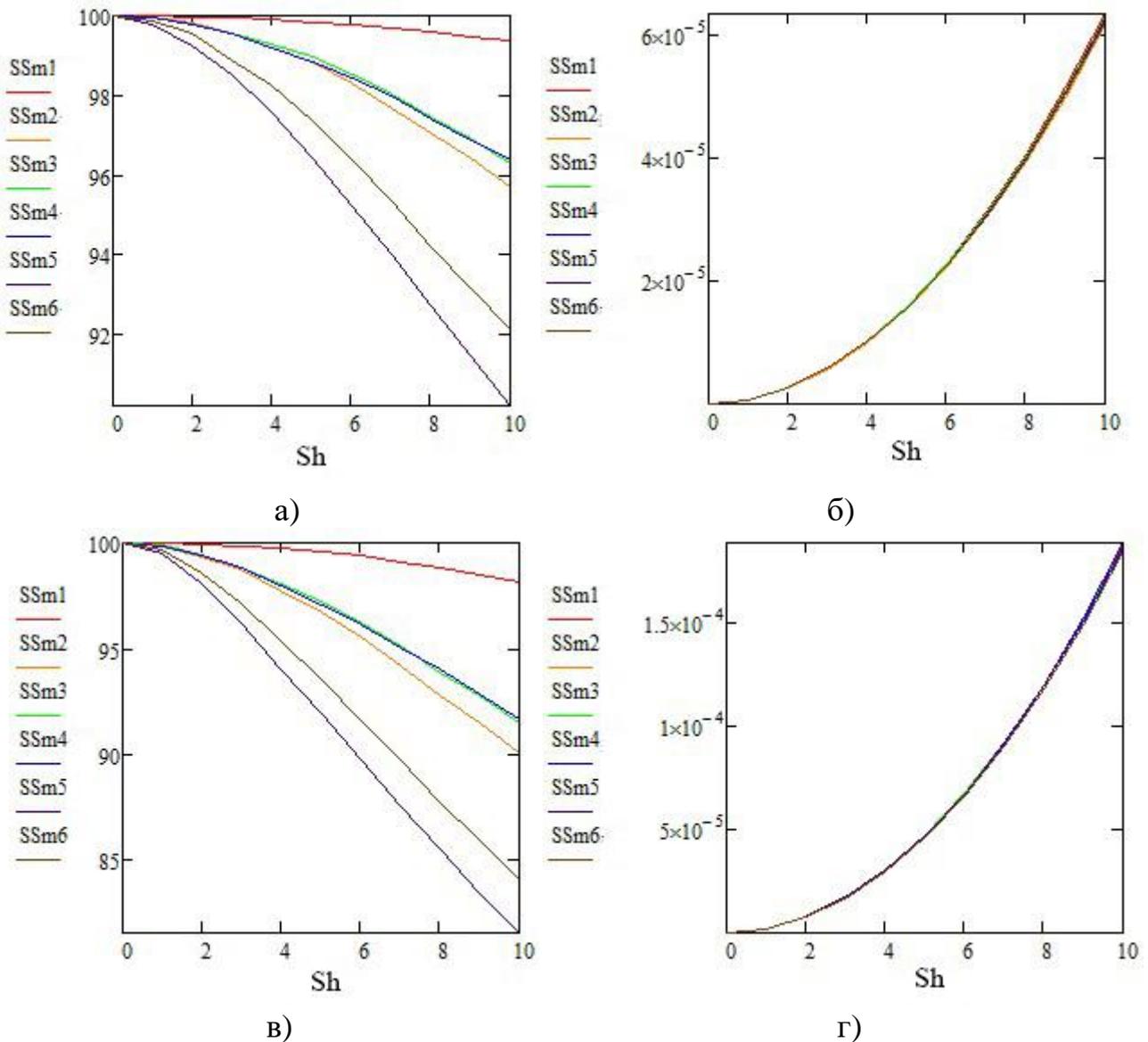


Рис.5. Зависимости спектрального подобия от интенсивности шума **Sh**. При равномерном шуме (**Sh** соответствует половине амплитуды) - (а), (б). Для шума с нормальным распределением и среднеквадратическим отклонением **Sh** - (в), (г). **Ssm**, вычисляемая по формуле (1) - (а), (в). **Ssm**, вычисляемая как СКО от "идеала" - (б), (г).

3. Оценка эффективности методов реконструкции содержимого лакун на цифровых изображениях

Вычислим меру спектрального подобия для реконструкции содержимого лакун на примере изображения рис.6(а) размером 512 на 512 пикселей. Спектры для вычисления оценки **Ssm** нужно вычислять строго по содержимому лакун, а не по всему изображению, как сделано в предыдущем параграфе. Рис.6(б) показывает лауну размером 32 на 32 пикселя на тестовом изображении рис.6(а).

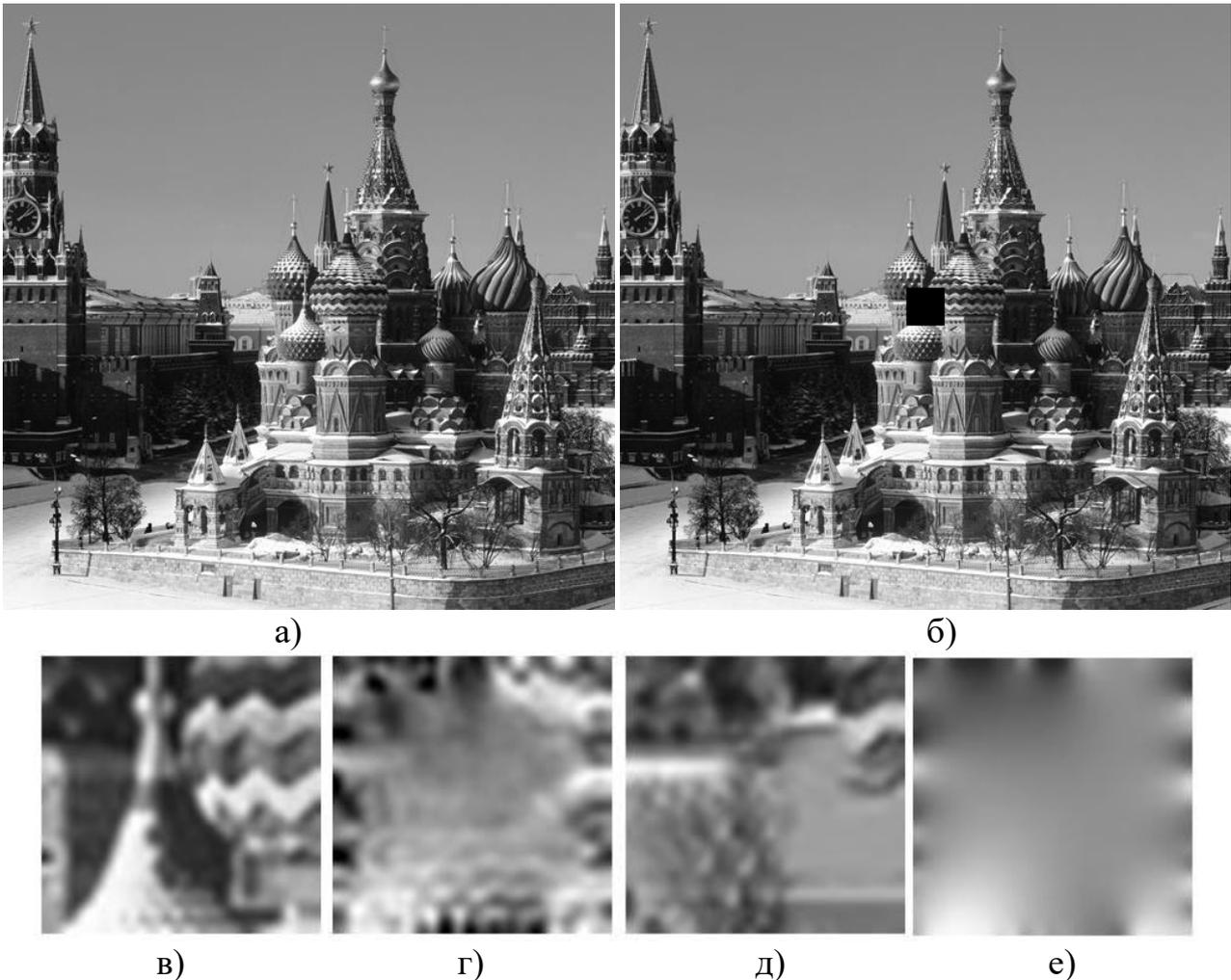


Рис.6. Исходное тестовое изображение - (а); тестовое изображение с лакуной (чёрный цвет) - (б); содержимое лакуны 32 на 32 пиксела (фрагмент исходного изображения) - (в); результаты восстановления (ретуширования) лакуны МИПВС - (г); результаты заполнения лакун нейронной сетью Movavi - (д); результаты восстановления (ретуширования) лакуны интерполяцией сплайном - (е).

Восстановление проведём с помощью метода интерполяции последовательно вычисляемого спектра Фурье (МИПВС) [16, 20], сплайна [17, 18]. Кроме того, для сравнения выбрана реализация подхода image inpainting, созданная известной российской компанией Movavi, использующая для своей работы нейросеть [19]. Для восстановления сплайном мера спектрального подобия S_{sm} равна 28 процентов, что говорит о малом подобии спектра восстановления (в данном случае ретуши сплайном) лакуны. Для восстановления точно такой же лакуны с помощью МИПВС S_{sm} равен 60 процентов. При заполнении лакуны с помощью нейронной сети S_{sm} равна 50

процентов. Это подтверждается и экспертным методом. На рис.6(в) показан фрагмент исходного изображения рисунка 6(а), закрытый лакуной. Реконструкция с помощью МИПВС (рис.6(г)) выглядит более похожим на тестовое (рис.6(в)), чем заполнение лакуны Movavi (рис.6(д)) и тем более сплайном (рис 6(е)).

На рис.7 показаны графики зависимости меры спектрального подобия от размера лакуны для тестового изображения рис.6(а).

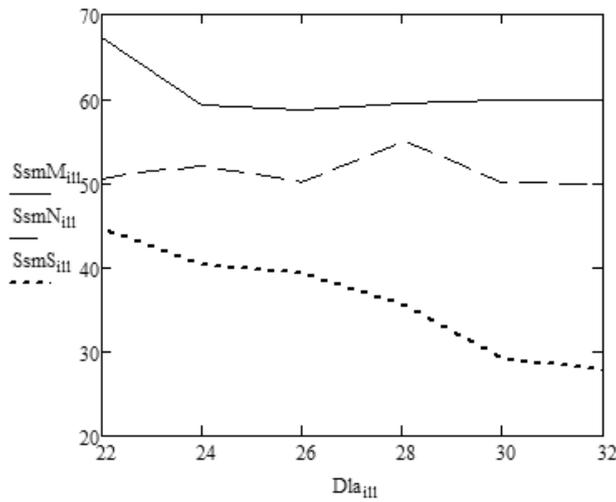


Рис.7. Зависимость меры спектрального подобия (по вертикали) от размера стороны Dla (в пикселах) квадратной лакуны (по горизонтали). $SsmM$ мера спектрального подобия для МИПВС (сплошная линия); $SsmN$ мера спектрального подобия для нейронной сети Movavi (прерывистая линия); $SsmS$ мера спектрального подобия для сплайна (пунктир).

Этот график наглядно демонстрирует значительно большее спектральное подобие для содержимого лакуны, вычисленного по методу интерполяции последовательного вычисления спектра Фурье ($SsmM$ сплошная линия), по сравнению со сплайном ($SsmS$ пунктир). Заметим что МИПВС, с увеличением размеров лакуны, выходит на некий (довольно высокий) уровень, в то время как ретуширование лакуны сплайном при этом приводит к постоянному снижению Ssm . Рис.7 показывает несколько меньшее отличие мер спектрального подобия МИПВС и Movavi ($SsmN$ прерывистая линия), чем МИПВС и сплайна. Но, всё равно, МИПВС, с точки зрения подобия спектров, ближе к оригиналу, чем нейронная сеть. Для большей представительности

аналогичные вычисления проведём, используя и другие тестовые изображения с мелкими деталями (512 на 512 пикселей) - рис.8. Создадим аналогичные предыдущему тесту лакуны на предложенных изображениях, а затем реконструируем их содержимое с помощью МИПВС, Movavi и сплайна. Затем оценим разницу между мерами спектрального подобия реконструкции утраченных фрагментов с помощью МИПВС и мерами спектрального подобия ретушированных альтернативными методами.



а)

б)

Рис.8. Исходные тестовые изображения: комплекс С-300 - (а); Авианосец - (б).

Результаты тестирования изображений 6(а), 8(а), 8(б) представлены на рис.9. Зависимости разницы меры спектрального подобия для МИПВС и меры спектрального подобия для сплайна показаны пунктиром. Зависимости разницы меры спектрального подобия для МИПВС и меры спектрального подобия для нейронной сети Movavi – сплошная линия. На графике рис.8 по горизонтали отложен размер стороны квадратной лакуны D_{la} (в пикселах). Обозначения на рис.9 соответствуют: Цифра "1" над кривыми и **SsmAN** (нейросеть), **SsmAS** (сплайн) - разницы для рис.8(б) (Авианосец). Цифра "2" над кривыми и **SsmSN** (нейросеть), **SsmSS** (сплайн) - разницы для рис.8(а) (комплекс С-300). Цифра

"3" над кривыми и **SsmRN** (нейросеть), **SsmRS** (сплайн) - разницы для рис.6(a) (Красная площадь).

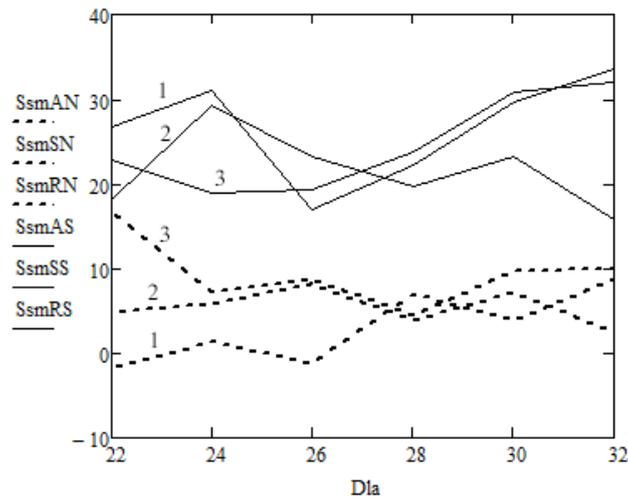


Рис.9. По вертикали для трёх тестовых изображений (1, 2, 3):

Зависимости разницы меры спектрального подобия для МИПВС и меры спектрального подобия для сплайна (пунктир). Зависимости разницы меры спектрального подобия для МИПВС и меры спектрального подобия для нейронной сети Movavi (сплошная линия). По горизонтали: размер стороны **Dla** (в пикселах) квадратной лакуны.

Рис.8 наглядно демонстрирует существенную разницу (20 - 30 процентов) между спектральным подобием МИПВС и заполнением лакуны сплайном (сплошные линии). Меньшая разница (0 - 10 процентов) **Ssm** МИПВС и заполнением лакуны Movavi обусловлена тем, что нейронная сеть заполняет лакуны блоками, взятыми из этого же изображения (пунктир). Тем не менее, в подавляющем большинстве случаев мера спектрального подобия метода интерполяции последовательного вычисления спектра Фурье больше, чем для нейронной сети. Это показывает то, что МИПВС частично восстанавливает содержимое лакуны, в то время как конкурирующие методы лишь ретушируют те места, где данные изображения утеряны.

Заключение

В работе предложена новая оценка качества цифровых изображений - спектральное подобие (**Ssm** – spectral similarity measure). Она может использоваться при определении эффективности работы того или иного метода реконструкции цифровых изображений, полученных в различных диапазонах

волн. Это проиллюстрировано на примере заполнения лагун на реальных цифровых изображениях. Тестировались метод интерполяции последовательно вычисляемого спектра Фурье (МИПВС) [16, 20], кубический сплайн [17, 18] и нейросеть [19]. Показано, что для поставленной задачи как интерполяция кубическим сплайном, так и методы image inpainting, реализованные с помощью нейронных сетей, по оценке спектрального подобия значительно уступают в эффективности МИПВС. Это позволяет утверждать, что наряду с другими подходами, **Ssm** может использоваться в качестве оценки качества цифровых изображений. В перспективе планируется, совместно с другими объективными критериями, использование оценки меры спектрального подобия при экспертизе различных изображений или их фрагментов.

Литература

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М. «Техносфера», 2005, 1071 стр.
2. Монич Ю.И., Старовойтов В.В. Оценки качества для анализа цифровых изображений // Искусственный интеллект. 2008. №4. С.376-386.
3. Pratt W.K. Digital Image Processing. – John Wiley and Sons, Inc., USA, 1978.
4. Пирогов Ю.А., Гладун В.В., Тищенко Д.А., Тимановский А.Л., Шлемин И.В, Джен С.Ф. // Сверхразрешение в системах радиовидения миллиметрового диапазона. Журнал радиоэлектроники [электронный журнал]. 2004. №3. URL: <http://jre.cplire.ru/jre/mar04/3/text.html>
5. Бейтс Р. Мак-Доннел М. Восстановление и реконструкция изображений. / Пер. с англ.к. ф-м н. Б.С. Кругликова и С.Л. Ярославского под редакцией д. ф-м н. Л.П. Ярославского. М.: «Мир», 1989, 487 с.
6. Новейшие методы обработки изображений. / Под ред. А.А. Потапова. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2008, 496 с.
7. Wang Z., Bovik A.C., Sheikh H.R Image quality assessment: From error visibility to structural similarity // IEEE transaction on Image Processing. – 2004. – Vol.13. №4. – P.309.

8. Wang X., Tian B., Liang C., Shi D. Blind Image Quality Assessment for Measuring Image Blur // Congress on Image and Signal 2008 Congress on Image and Signal Processing, 2008.
9. Журавель И.М. Краткий курс теории обработки изображений. URL: <http://matlab.exponenta.ru/imageprocess/book2/index.php>
10. Avcibas I., Sankur B., Sayood K. Statistical evaluating of image quality measures // Journal of Electronic Imaging. – April 2002. – Vol.11. №2. – P.206-223.
11. Макаров А.О. Алгоритмы увеличения пространственного разрешения и обработки мультиспектральных спутниковых изображений: Дисс. ... к-та техн. наук: 05.13.01 / А.О. Макаров. – Минск, 2006. – 156 с.
12. Кокошкин А.В., Коротков В.А., Коротков К.В., Новичихин Е.П. «Метод прогнозирования возможного улучшения качества искажённых изображений». // Журнал радиоэлектроники [электронный журнал]. 2015. №6. URL: <http://jre.cplire.ru/jre/jun15/5/text.html>
13. Кокошкин А.В., Коротков В.А., Коротков К.В., Новичихин Е.П. Сравнение объективных методов оценки качества цифровых изображений // Журнал радиоэлектроники [электронный журнал], 2015. №6. URL: <http://jre.cplire.ru/jre/jun15/15/text.html>
14. Wilder W.C. Subjective Relevant Error Criteria for Pictorial Data Processing // Purdue University, School of Electrical Engineering, Report TR-EE 72-34, December 1972.
15. Гуляев Ю.В., Зражевский А.Ю., Кокошкин А.В., Коротков В.А., Черепенин В.А. Коррекция пространственного спектра, искаженного оптической системой, с помощью метода опорного изображения. Часть 3. Универсальный опорный спектр // Журнал радиоэлектроники [электронный журнал]. 2013. №12. URL: <http://jre.cplire.ru/jre/dec13/3/text.html>
16. Кокошкин А.В., Коротков В.А., Коротков К.В., Новичихин Е.П. Использование спектра Фурье изображения для ретуширования и восстановления отсутствующих частей искажённого аппаратной функцией

изображения // Журнал Радиоэлектроники [электронный журнал]. 2016. №7.

URL: <http://jre.cplire.ru/jre/jul16/4/text.html>

17. Ашкеназы А.В. Сплайн-поверхности. Основы теории и вычислительные алгоритмы: учебное пособие. Тверь: Изд-во Тверского гос. ун-та, 2003. – 82 с.

18. Нестеренко Е.А. Возможность использования сплайн-поверхности для построения поверхностей по результатам съемок. // Записки Горного института. 2013. Т.204. С.127 - 133.

19. Movavi фоторедактор 5 [электронный ресурс] – URL <https://www.movavi.ru/photo-editor/>

20. Кокошкин А. В., Коротков В. А., Коротков К. В., Новичихин Е. П. Ретуширование и восстановление отсутствующих частей изображений с помощью итерационного вычисления их спектров // Компьютерная оптика. – 2019. – Т.43. №6. – С.1030-1040. – <https://doi.org/10.18287/2412-6179-2019-43-6-1030-1040>

Для цитирования:

Кокошкин А.В. Оценка спектрального подобия цифровых изображений. Журнал радиоэлектроники [электронный журнал]. 2020. №8. <https://doi.org/10.30898/1684-1719.2020.8.4>