УДК 681.325

Н.Н. ПОНОМАРЕНКО, О.И. ЕРЕМЕЕВ, О.Ю. РОГОЗА, В.В. ЛУКИН

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

МЕРА ЧЕТКОСТИ ДЛЯ ОЦЕНКИ ВИЗУАЛЬНОГО КАЧЕСТВА ИЗОБРАЖЕНИЙ ПРИ ОТСУТСТВИИ ЭТАЛОНА

Предложена новая мера четкости цветного изображения, которая может использоваться в задачах оценки визуального качества изображений при отсутствии эталона. При вычислении меры анализируются локальные энергии высокочастотных коэффициентов вейвлетного преобразования. При этом учитывается возможность наличия на изображении эффектов макросъемки или портретной съемки. Предложен механизм учета и компенсации вклада блочного эффекта (присущего, например, изображениям в формате JPEG) в общую четкость изображения. Эффективность предложенной меры оценена с помощью специализированной базы из 500 тестовых изображений, для каждого из которых известны значения MOS (Mean Opinion Score). Коэффициент ранговой корреляции Спирмена между значениями меры и значениями MOS составляет 0,71, что является наиболее высоким значением среди известных мер визуального качества изображений.

Ключевые слова: *слепая оценка качества, визуальное качество, система визуального восприятия человека, анализ изображений.*

Введение

Меры визуального качества при отсутствии эталона широко используются во множестве приложений цифровой обработки видео и изображений [1-3]. Например, они могут применяться для предварительной оценки качества изображений в системах формирования изображений. Другой областью, где нужны такие меры, являются системы сбора и хранения мультимедийной информации (визуальное качество здесь используется для индексации и сортировки).

На данный момент не существует меры визуального качества изображений при отсутствии эталона, которая бы хорошо соответствовала восприятию человека. Исследования показывают, что коэффициент ранговой корреляции Спирмена между значениями наиболее известных мер и восприятием человека не превышает 0,6 [4]. Причина этого - большое количество различных факторов, которые определяют восприятие человека и которые должны быть учтены в хорошей мере визуального качества.

Сложность здесь состоит, во-первых, в корректной оценке каждого фактора, например, уровня и типа шума на изображении.

Во-вторых, сложной задачей является построение интегральной меры, основанной на многих параметрах, часто имеющих различную физическую природу.

Например, как объединить вместе такие параметры, как "насыщенность цвета" и "размеры изображения"?

К основным факторам, влияющим на оценку визуального качества изображения человеком, относятся:

– размеры изображения;
– его четкость;
– цветовая насыщенность;
– динамический диапазон;
– средняя яркость;
– уровень шума на изображении;
– уровень смаза;
– наличие и уровень блочных эффектов и эффектов Гиббса;
– эффект макросъемки или портретной съемки;
– цветовая температура;
– организация композиции сцены;
– наличие вертикальной симметрии;
– равномерность распределения информации на изображении;
– наличие на изображении искусственных вкраплений (например, добавленные в графическом редакторе надписи или рамки);
– тип изображения (например, график, скриншот, фотография, анимационный кадр);
– наличие на изображении людей (лица) или животных;
– содержание изображения (необычность, забавность).

Величину большинства из этих факторов можно оценить достаточно точно, например, цветовую температуру, яркость, динамический диапазон, тип

© Н.Н. Пономаренко, О.И. Еремеев, О.Ю. Рогоза, В.В. Лукин

и уровень шума. Однако некоторые факторы, такие, как например, содержание изображения (необычность, забавность), оценивать автоматически не представляется возможным (по крайней мере, в ближайшем будущем). В то же время возможны ситуации, когда такие факторы играют решающую роль. Например, фотограф при портретной съемке ошибся с фокусировкой и лицо человека оказалось не в фокусе, хотя на фотографии оказалось достаточно много других участков с четкими деталями. Мера визуального качества в этой ситуации посчитает эту фотографию качественной, в то время, как человек забракует ее. В этом примере проявляется фундаментальная проблема поиска изображений по подобию [5] и анализа изображений. Человек при анализе оперирует высокоуровневыми семантическими понятиями, в то время как компьютерная программа вынуждена опираться на набор значений низкоуровневых характеристик изображения.

На данный момент нам неизвестны публикации, где бы рассматривались меры визуального качества, в комплексе учитывающие все или существенную часть перечисленных выше факторов. В то же время существует достаточно большое количество публикаций, посвященных оцениванию отдельных факторов. Например, в работах [6-8] анализируется величина блочного эффекта на JPEG изображениях. В работах [9-10] рассмотрены меры размытия на изображениях, в [11-15] - меры четкости. Еще одним недостатком этих мер, кроме недостаточной универсальности, является недостаточная верификация этих метрик авторами. Дело в том, что большинство таких предлагаемых мер основывается на эвристиках, не подкрепленных математическими моделями. Поэтому эффективность такой меры обязательно должна оцениваться в ходе практических экспериментов, что не всегда делается или делается с существенными методологическими погрешностями. В частности, в работе [9] для проверки эффективности предложенной меры используется база изображений LIVE [16], разработанная для другой задачи (верификация мер визуального качества изображений при наличии эталона). Приводимые в работе высокие результаты эффективности метрики (корреляция Спирмена на уровне 0,936) в данном случае являются очень сильно завышенными из-за того, что используемый набор изображений не соответствует реальным изображениям, встречающимся на практике и сильно рафинирован (оцениваемое размытие добавлено искусственно путем взвешенной линейной фильтрации).

Во многом, сложность разработки мер визуального качества при отсутствии эталона связана с нехваткой специализированных баз тестовых изображений, предназначенных для тестирования таких мер. Без наличия обратной связи практически невозможно, например, оптимизировать значения различных весовых коэффициентов, используемых при вычислении меры. Работы [4,17] посвящены созданию такой базы изображений и анализу на ее основе некоторых мер качества. Предложена база из 500 изображений, для каждого из которых вычислена усредненная экспертная оценка MOS. В работе показано, что корреляция с восприятием человека ни одной из рассмотренных мер [4] не превышает 0,45 (в частности, для меры размытия из работы [9] с MOS равна 0,315), что является очень низким показателем. С одной стороны, это свидетельствует о высокой актуальности задачи разработки мер визуального качества изображений при отсутствии эталона. С другой стороны, это говорит о высоком качестве предложенной базы данных, ее способности эффективно выявлять недостатки тестируемых мер.

В данной работе предлагается мера визуальной четкости изображения и оценивается важность этого фактора для восприятия человека. В подразделе 1 описывается общая схема предлагаемой меры. В подразделе 2 детально описывается процесс вычисления меры качества для заданной цветовой компоненты. В подразделе 3 рассматривается эффект макросъемки и метод его учета. В подразделе 4 описывается метод вычисления и учета вклада блочного эффекта в четкость изображения. В подразделе 5 показано, как вычислять меру для цветных изображений. И, наконец, в подразделе 6 осуществляется верификация предложенной меры с помощью базы тестовых изображений [17].

1. Идея предлагаемой меры четкости

При визуальном анализе изображения человеком, основной вклад в его оценку четкости изображения вносит высокочастотная информация. Поэтому при вычислении меры разумным представляется с помощью какого-либо преобразования разделить изображение на низкочастотную и высокочастотную составляющие, и, затем, анализировать высокочастотную. Для этих целей можно использовать, например, дискретное коснусное преобразование (ДКП) [18] или дискретное вейвлетное преобразование (ДВП) [19]. В данной работе будет использоваться ДВП, так как для его вычисления требуется меньше вычислительных затрат.

После выполнения над изображением двумерного ДВП (возьмем для этой цели вейвлет 9/7 из стандарта JPEG2000 [20]), верхний левый квадрант, относящийся к низким частотам, отбросим, и будем анализировать только три квадранта, соответствующие высоким частотам. Для каждых четырех пикселей исходного изображения будем вычислять сумму

квадратов соответствующих им трех высокочастотных коэффициентов (см. подраздел 3). Эти суммы и будут являться основой меры четкости участков изображения. Полученная в итоге карта распределения четкости на изображении позволит учесть эффекты макросъемки и портретной съемки (см. подраздел 4).

Если получить такую карту локальных энергий высокочастотных коэффициентов ДВП для изображения, чрезмерно сильно сжатого с помощью JPEG, а потом визуализировать эту карту, то хорошо будет видна сетка из границ блоков 8x8 пикселей. Причиной появления этой сетки будет являться блочный эффект - результат чрезмерного квантования коэффициентов ДКП блоков при JPEG сжатии. Формально, с точки зрения математики, блочный эффект повышает четкость изображения. Однако человек не воспринимает блочный эффект, как участки с четкими границами. Поэтому величину блочного эффекта нужно оценить (см. подраздел 5) и вычесть его из полученной оценки четкости.

На рис. 1 приведена обобщенная структурная схема предлагаемого метода при вычислении меры четкости для заданной цветовой компоненты изображения или же изображения в оттенках серого цвета.

2. Построение карты локальных энергий для заданной цветовой компоненты

Пусть задано какое-то цветное изображение с размерами M x N пикселей. Предварительно переведем изображение из цветового пространства RGB в цветовое пространство YCbCr. Описанная далее процедура выполняется независимо для каждой из компонент Y, Cb и Cr. В случае, если изображение в оттенках серого цвета (не цветное), то имеется только яркостная компонента Y (по которой и осуществляется построение карты локальных энергий), а цветовые компоненты Cb и Cr отсутствуют.

Над всей цветовой компонентой выполняется двумерное ДВП CDF 9/7 из стандарта JPEG2000. Коэффициенты фильтров низких и высоких частот приведены в табл. 1. Индекс 0 в таблице соответствует индексу элемента в одномерном массиве, для которого вычисляется выход фильтра.

Таблица 1

Коэффициенты используемого вейвлетного преобразования

Индекс	Низкочастотная составляющая	Высокочастотная составляющая
-4	0,02675	0
-3	-0,0169	0,09127
-2	-0,0782	-0,0575
-1	0,26686	-0,5913
0	0,60295	1,11509
1	0,26686	-0,5913
2	-0,0782	-0,0575
3	-0,0169	0,09127
4	0,02675	0

Двумерное ДВП выполняется следующим образом. В каждой строке изображения выполняется одномерное ДВП, затем полученная двумерная матрица коэффициентов ДВП транспонируется и еще раз в каждой ее строке выполняется одномерное ДВП. При выполнении одномерного ДВП выход низкочастотного фильтра вычисляется для каждого четного элемента массива, а выход высокочастотного фильтра - для каждого нечетного (или наоборот). Таким образом, общее число низкочастотных и высокочастотных коэффициентов вейвлетного преобразования соответствует числу элементов исходного массива.

Для вычисления меры четкости потребуются только высокочастотные коэффициенты выполненного двумерного ДВП. Составим из них три изображения, которые обозначим HV, VH и VV (каждое из них будет иметь размеры M' = M/2 и N' = N/2). Карта локальных энергий E будет иметь такие же размеры, и каждый ее элемент может быть вычислен в соответствии с выражением

$$E_{ij} = \left(HV_{ij}^2 + VH_{ij}^2 + VV_{ij}^2\right)/3.$$

На рис. 2 приведено изображение №20 из базы тестовых изображений TID2008 [21] и полученная для его компоненты Y карта локальных энергий.

Рис. 1. Структурная схема вычисления предлагаемой меры четкости для заданной цветовой компоненты изображения

Рис. 2. Пример изображения
и карты локальных энергий для его компонент Y

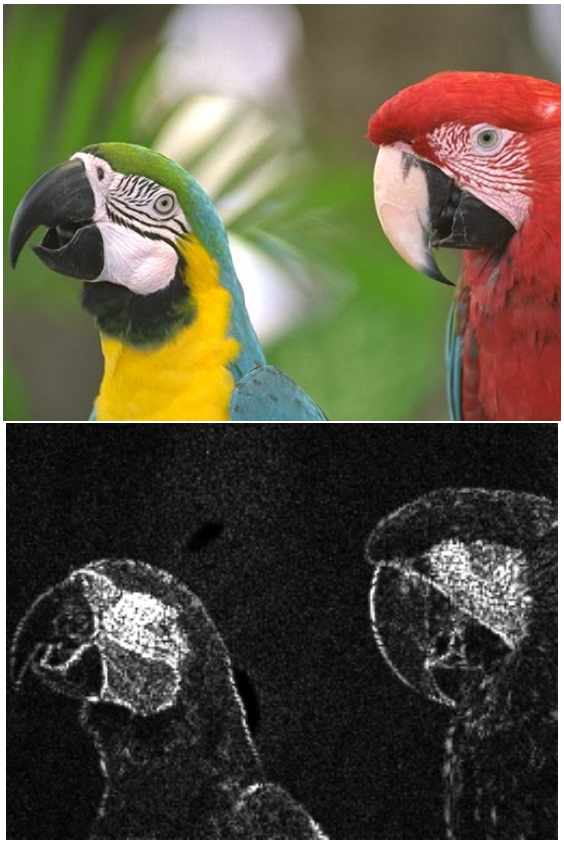

Рис. 3. Пример изображения
и карты локальных энергий для его компоненты Y

3. Учет эффектов макросъемки и портретной съемки

Казалось бы, можно просто вычислить среднюю четкость по всему изображению и использовать это значение в качестве оценки четкости изображения. Однако, существует целый класс изображений, полученных макросъемкой (съемка с расстояния нескольких сантиметров) или портретной съемкой. Оба этих режима характеризуются тем, что в фокусе оказывается относительно небольшая часть сцены, а все остальное получается сильно размытым на итоговом фото. Считается, что такие изображения выглядят очень качественно, так как размытость фона придает изображению объем, в то время как изображения, где все детали имеют высокую четкость, выглядят плоскими.

На рис. 3 приведен пример изображения (№23 в TID2008), полученного в условиях портретной съемки и карты локальных энергий для его компоненты Y.

При анализе таких изображений оценка четкости не только не должна быть занижена по отношению к равномерно заполненным деталями изображениям, но и, возможно, должна иметь несколько более высокое значение.

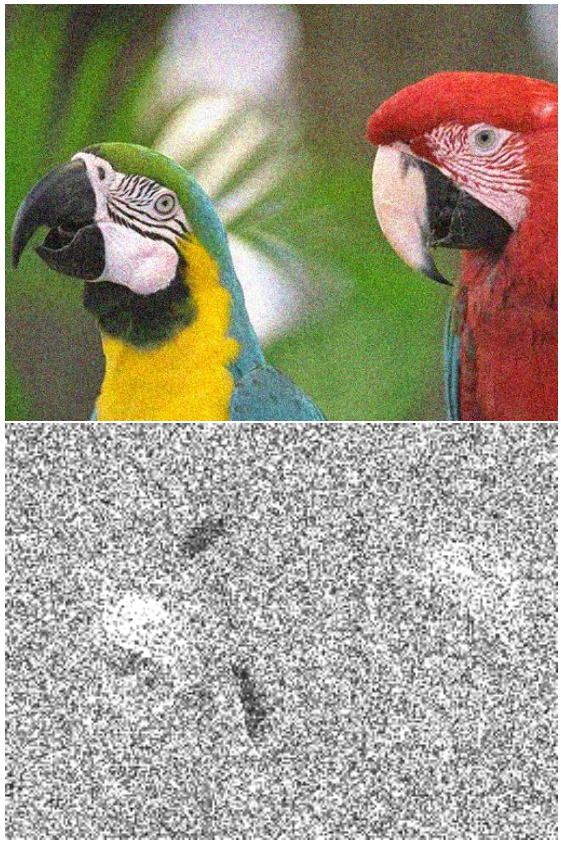

Рис. 4. Иллюстрация влияния искусственно
добавленного шума на четкость изображения

Еще одним интересным вопросом является то, как человек отличает высококачественное четкое изображение от изображения, искаженного, например, гауссовым белым аддитивным шумом? На рис. 4 приведено изображение с рис. 3, искаженное таким шумом с дисперсией 525 и карта локальных энергий для его компоненты Y.

Хорошо видно, что формально, с математической точки зрения, шум повышает четкость изображения. Однако, человека такой шум не вводит в заблуждение и он из двух изображений (рис. 3 и рис. 4) указывает, как более качественное и четкое, на изображение без шума. Видимо, для человека важно наличие на изображении не только четких, но и гладких участков, которые позволили бы ему оценить информативность высокочастотной информации.

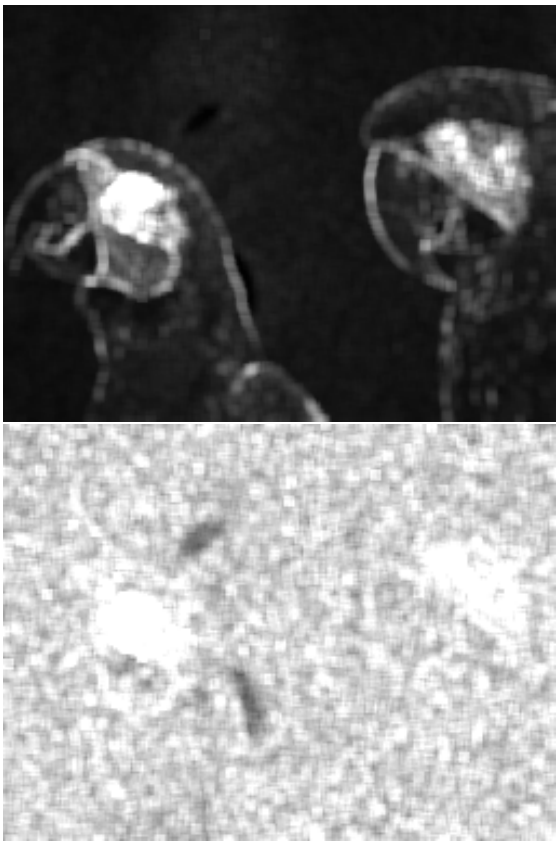

Рис. 5. Результат сглаживания карт на рис. 3 и рис. 4

Для учета вышеописанных эффектов в данной работе предлагается следующая процедура. Во-первых, карта локальных энергий сглаживается в скользящем окне линейным фильтром в окне 5x5 пикселей. Результат сглаживания карт для изображений на рис. 3 и 4 приведен на рис. 5.

Как видно, сглаживание делает карты более однородными, уменьшая нестабильность оценок локальных энергий.

После сглаживания карта E преобразуется в однородный массив данных D и его содержимое сортируется по убыванию значений. Оценка четкости с учетом эффекта макросъемки и возможного присутствия шумоподобных искажений принимает следующий вид:

$$S = \sum_{i=1}^{k} D_i - K \sum_{j=M'N'-t}^{M'N'} D_j \ , \qquad (1)$$

где K - весовой коэффициент, k и t - количество элементов массива D, соответственно относящихся к его наибольшим и наименьшим значениям, M' и N' - размеры карты локальных энергий.

В результате проведенных исследований, используя базу тестовых изображений [17], были получены рекомендованные значения для вышеперечисленных параметров метода: K=0,1263, k=0,05M'N', t=0,95M'N'.

В заключение этого подраздела приведем значения S для карты на рис. 2 ($S = 3{,}468E^6$) и для карты на рис. 3 ($-9{,}67E^5$). Как видно, желаемый эффект достигнут - изображение с шумом имеет меньшую четкость (в данном случае даже отрицательную), чем изображение без шума.

В табл. 2 приведены значения S для компоненты Y изображения с рис. 3 для разных значений дисперсии добавленного шума.

Таблица 2

Иллюстрация падения значения S с ростом дисперсии добавленного шума

σ^2	0	64	130	260	525
S	$3{,}468E^6$	$2{,}870E^6$	$2{,}293E^6$	$9{,}980E^5$	$-9{,}670E^5$

Как видно, добавление любого шума приводит к уменьшению значения оценки четкости изображения, причем, это уменьшение тем больше, чем больше дисперсия шума.

Отметим, что в выражении (1) никак не учитываются размеры изображения. Можно было бы ввести в него нормировку, например, в виде добавочного множителя, равного 1/(M'N'). Однако наши исследования на базе [17] (в которой площади изображений отличаются друг от друга, причем разница в площадях не превышает 2,5-х раз) показали, что наилучшая корреляция с восприятием человека достигается именно без внесения какой-либо нормировки на площадь изображения. Возможно, таким неявным образом достигается косвенный учет размеров изображения (изображения с большей площадью при прочих равных условиях имеют более высокое качество, чем изображения с меньшей площадью).

4. Оценка вклада блочного эффекта от JPEG сжатия

На рис. 6 приведено изображение с рис. 2, сильно сжатое в соответствии со стандартом сжатия JPEG,

Рис. 6. Сильно сжатое JPEG изображение и карта локальных энергий для его компоненты Y

Как видно, блочный эффект в данном случае вносит существенный вклад в четкость изображения. Если для несжатого изображения $S=4{,}745E^6$, то для изображения с блочным эффектом $S=3{,}385E^6$, что явно сильно завышено. Человек не воспринимает блочные артефакт, как фактор увеличения визуального качества. Необходимо оценить степень их вклада в четкость изображения и вычесть этот вклад из значения S.

В предлагаемой мере блочный эффект учитывается следующим образом. В скользящем окне 2x2 пикселя по исходному изображению (до вейвлетного преобразования, рис. 1) вычисляются значения локальных дисперсий. Сумма значений, соответствующих положению окна на пересечении двух блоков 8x8 пикселей (блоки JPEG), накапливается в переменной Q_1. Сумма значений, соответствующих остальным положениям окна, накапливается в Q_2. Вклад блочного эффекта в четкость изображения (в общую энергию высоких частот) вычисляется в соответствии с выражением:

$$Q = \max\left(0, Q_1 - \frac{15}{49}Q_2\right).$$

Теперь, зная Q, можно оценить долю вклада блочного эффекта в общую четкость изображения P:

$$P = \begin{cases} Q, & Q_1 + Q_2 = 0, \\ Q/(Q_1 + Q_2), & Q_1 + Q_2 > 0. \end{cases}$$

И, наконец, зная P, можно откорректировать полученное значение меры S:

$$S^b = S(1 - P * K_b), \qquad (2)$$

где S^b - мера четкости за вычетом вклада блочного эффекта, K_b - весовой коэффициент. В данной работе предлагается задать $K_b=2$.

Например, вклад блочного эффекта в четкость яркостной компоненты изображения на рис. 6 оценивается, как P=0,203. Подставив эту цифру в выражение (2), получим $S^b = 4{,}745E^6(1-2*0{,}203) \approx 2{,}82E^6$.

5. Вычисление значения меры для цветного изображения

Цветное изображение переводится из цветового пространства в цветовое пространство YCbCr. В этом пространстве для каждой цветовой компоненты изображения Y, Cb и Cr в соответствии с выражением (2) вычисляются значения меры четкости, соответственно S^b_Y, S^b_{Cb}, S^b_{Cr}. Результирующая метрика вычисляется в соответствии с выражением:

$$S_{fin} = S^b_Y + 50\, S^b_{Cb} + 10\, S^b_{Cr}, \qquad (3)$$

где 50 и 10 - весовые коэффициенты для цветовых компонент изображения, найденные в ходе экспериментов с базой [17]. Эти коэффициенты максимизируют корреляцию предлагаемой меры с восприятием человека (оценками MOS базы изображений). То, что с более высоким весом берутся цветовые компоненты, свидетельствует в пользу того, что для человеческого восприятия качества более важна высокочастотная цветовая составляющая, чем яркостная и, тем более, низкочастотная.

Коэффициенты 50 и 10 выглядят достаточно большими, потому что при вычислении меры используются квадраты величин (в частности, квадраты коэффициентов ДВП).

При желании можно перейти от квадратов к среднеквадратичным величинам (значение ранговой корреляции между метрикой и MOS от этого не изменится). Тогда коэффициенты с 50 и 10 изменятся на 7,07 и 3,16.

6. Верификация предложенной меры четкости

Верификация предложенной меры осуществлялась с помощью базы тестовых изображений, описанной в [17], и основные характеристики которой приведены в табл. 3.

Таблица 3

Тестовые изображения и субъективные эксперименты

№	Основные характеристики	Значение
1	Число изображений	500
2	Число участников экспериментов	316
3	Методология оценки визуального качества	Сортировка по парам (выбор лучшего по качеству среди двух предложенных изображений)
4	Число осуществленных элементарных оценок визуального качества	86900
5	Шкала полученных MOS	0..11
6	Дисперсия MOS	1,17
7	Относительная дисперсия MOS	0,039

Эта база данных содержит специально подобранные изображения в формате JPEG из сети Интернет, которые соответствуют реальным ситуациям, возникающим при фотосъемке, например изображения с различным коэффициентом сжатия, ночная съемка, макросъемка, а так же компьютерная графика (несколько изображений). Размеры изображений в базе данных колеблются от 300x400 пикселей до 500x600 пикселей.

Проверка эффективности предложенной меры осуществлялась в соответствии со схемой, приведенной на рис.7. В качестве коэффициента ранговой корреляции использовался коэффициент ранговой корреляции Спирмена.

На рис. 8 приведена скаттерограмма значений предложенной меры относительно MOS. Корреляция Спирмена между значениями меры и MOS равна 0,71. Это значительно выше, чем для других известных мер [4].

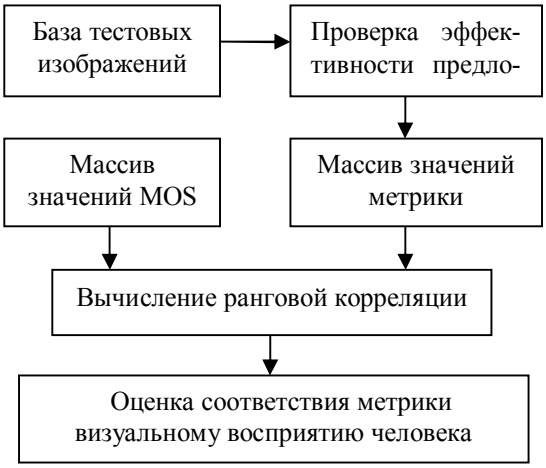

Рис. 7. Структурная схема процесса верификации метрики визуального качества изображений

Рис. 8. Зависимость между значениями предложенной метрики четкости и MOS

Полученные результаты говорят, с одной стороны, о относительно высокой эффективности предложенной меры. Хотя достигнутый показатель корреляции 0,71 очень далек от приемлемого.

С другой стороны, показано, что четкость изображения, пожалуй, является наиболее значимым из факторов, по которым человек оценивает визуальное качество изображений при отсутствии эталона.

Предложенная мера является хорошей основой для разработки полноценной меры визуального качества изображений при отсутствии эталона, в которой, кроме четкости, учитывались бы и другие характеристики изображения.

Литература

1. Sheikh, H.R. No-reference quality assessment using natural scene statistics: JPEG2000 [Text] / H.R. Sheikh, A.C. Bovik, L.K. Cormack // IEEE Transactions on Image Proc. – 2005. – Vol. 14, Issue 11. – P. 1918 – 1927.

2. Ferzli, R. A No–Reference Objective Image Sharpness Metric Based on the Notion of Just Noticeable Blur (JNB) [Text] / R. Ferzli, L.J. Karam // IEEE Transactions of Image Processing. – 2009. – Vol. 18, Issue 4. – P. 717 – 728.

3. Caviedes, J.E. No–reference sharpness metric based on local edge kurtosis [Text] / J.E. Caviedes, S. Gurbuz // Proceedings of ICIP2002. – NY, USA, 22-25 Sept. 2002. – Vol.3. – P. 53 – 56.

4. Statistical evaluation of no–reference image visual quality metrics [Text] / N. Ponomarenko, O. Eremeev, V. Lukin, K. Egiazarian // 2-nd European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP). – Paris, 5-6 July 2010. – P. 50 – 54.

5. Пономаренко, Н.Н. Устойчивый поиск изображений по полному и тематическому подобию с использованием многопараметровой классификации [Текст] / Н.Н. Пономаренко, В.В. Лукин, С.К. Абрамов // Интернет–математика (Яндекс, Россия). – Екатеринбург: Изд–во Уральского университета, 2007. – С. 171 – 180.

6. Bovik, A.C. DCT–domain blind measurement of blocking artifacts in DCT–coded images [Text] / A.C. Bovik, S. Liu // Proceedings of the Acoustics, Speech, and Signal Proc. – Salt Lake City, Utah, USA, 7–11 May 2001. – Vol.3. – P. 1725 – 1728.

7. Wang, Z. No–reference perceptual quality assessment of JPEG compressed images [Text] / Z. Wang, H. R. Sheikh, A. C. Bovik // IEEE International Conference on Image Processing. – NY, USA, 22–25 Sept. 2002. – Vol. 1. – P. 477 – 480.

8. Farias, M.C.Q. No–reference video quality metric based on artifact measurements [Text]/ M.C.Q. Farias, S.K. Mitra // IEEE International Conference on Image Processing. – Vol. 3. – Genoa, Italy, 11-14 September 2005. – P. 141 – 144.

9. Ferzli, R. A No–Reference Objective Image Sharpness Metric Based on the Notion of Just Noticeable Blur (JNB) [Text] / R. Ferzli, L.J. Karam // IEEE Transactions of Image Processing. – 2009. – Vol. 18, Issue 4. – P. 717 – 728.

10. Marziliano, P. A no–reference perceptual blur metric [Text] / P. Marziliano, F. Dufaux, S. Winkler // Proceedings of ICIP2002. – Vol. 3. – NY, USA, 22-25 Sept. 2002. – P. 57 – 60.

11. Caviedes, J.E. No–reference sharpness metric based on local edge kurtosis [Text] / J.E. Caviedes, S. Gurbuz // Proceedings of ICIP2002. – Vol.3. – NY, USA, 22–25 Sept. 2002. – P. 53 – 56.

12. Ryu, S. No–reference sharpness metric based on inherent sharpness [Text] / S. Ryu, K. Sohn // Electronics Letters. – 2011. – Vol. 47, Issue 21. – P. 1178 – 1180.

13. A no–reference objective image sharpness metric based on a filter bank of Gaussian derivative wavelets [Text] / Chengho Hsin, Jr–Wei Jang, Shaw–Jyh Shin, Shin–Hsien Chen // International Conference on Multimedia Technology (ICMT). – Hangzhou, China, 26-28 July 2011. – P. 3362 – 3365.

14. Xiang, Z. A no–reference sharpness metric sensitive to blur and noise [Text] / Zhu Xiang, P. Milanfar // International Workshop on Quality of Multimedia Experience (QoMEx2009). – San Diego, California, USA, 29-31 July, 2009. – P. 64 – 69.

15. Ferzli, R. No–reference objective wavelet based noise immune image sharpness metric [Text] / R. Ferzli, L.J. Karam // IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2005). – Genoa, Italy, 11-14 September 2005. – Vol.1. – P.405 – 408.

16. Sheikh, H.R. A Statistical Evaluation of Recent Full Reference Image Quality Assessment Algorithms [Text] / H.R. Sheikh, M.F. Sabir, F.C. Bovik // IEEE Trans. on Image Proc. – 2006. – Vol. 15, Issue 11. – P. 3441 – 3452.

17. Еремеев, О.И. База данных для верификации метрик визуального качества изображений при отсутствии эталона [Текст] / О.И. Еремеев, Н.Н. Пономаренко // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2010. – № 1 (42). – С. 42 – 45.

18. Rao, K. Discrete Cosine Transform, Algorithms, Advantages, Applications [Text] / K. Rao, P. Yip. – New York: Academic, 1990. – 512 p.

19. Topiwala, P.N. Wavelet Image and Video Compression [Text]/ P.N. Topiwala. – Springer, 1998. – 452 p.

20. Taubman, D. JPEG 2000: Image Compression Fundamentals, Standards and Practice [Text] / D. Taubman, M. Marcellin. – Boston: Kluwer, 2002. – 773 p.

21. TID2008 – A Database for Evaluation of Full–Reference Visual Quality Assessment Metrics [Text]/ N. Ponomarenko, V. Lukin, A. Zelensky, K. Egiazarian, M. Carli, F. Battisti // Advances of Modern Radioelectronics. – 2009. – Vol.10. – P. 30 – 45.

Поступила в редакцию 10.01.2012

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

МІРА ЧІТКОСТІ ДЛЯ ОЦІНКИ ВІЗУАЛЬНОЇ ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА ВІДСУТНОСТІ ЕТАЛОНА

М.М. Пономаренко, О.І. Єремеєв, О.Ю. Рогоза, В.В. Лукін

Запропоновано нову міру чіткості кольорового зображення, яка може використовуватися в задачах оцінки візуальної якості зображень при відсутності еталона. При обчисленні міри аналізуються локальні енергії високочастотних коефіцієнтів вейвлетного перетворення. При цьому враховується можливість наявності на зображенні ефектів макрозйомки або портретної зйомки. Запропоновано механізм врахування та компенсації внеску блочного ефекту (притаманного, наприклад, зображенням у форматі JPEG) в загальну чіткість зображення. Ефективність запропонованої міри оцінена за допомогою спеціалізованої бази з 500 тестових зображень, для кожного з яких відомі значення MOS (Mean Opinion Score). Коефіцієнт рангової кореляції Спірмена між значеннями міри і значеннями MOS складає 0,71, що є найвищим значенням серед відомих заходів візуальної якості зображень.

Ключові слова: сліпа оцінка якості, візуальна якість, система візуального сприйняття людини, аналіз зображень.

SHARPNESS METRIC FOR NO-REFERENCE IMAGE VISUAL QUALITY ASSESSMENT

N.N. Ponomarenko, O.I. Eremeev, O.Yu. Rogoza, V.V. Lukin

A new sharpness metric for color images can be used for no-reference assessment of image visual quality. The metric basically relies on local power of wavelet transform high-frequency coefficients. It also takes into account a possibility of the presence of macrophotography and portrait photography effects in an image where the image part (usually central one) in sharp whilst the remained part (background) is smeared. Besides, we propose a simple mechanism for blocking artifact accounting (if an image is compressed by JPEG) and compensation of this factor contribution. Optimization of weights for all stages of sharpness metric calculation is carried out for specialized database NRTID that contains 500 test images with previously determined MOS (Mean Opinion Score). Spearman rank order correlation coefficient (SROCC) determined for the designed sharpness metric and MOS is used as an optimization criterion. After optimization, it reaches 0.71. This is larger than for other known available no-reference metrics considered at a verification stage.

Keywords: blind quality assessment, visual quality, human vision system, no-reference metric, image analysis.

Пономаренко Николай Николаевич - канд. техн. наук, доц., докторант кафедры «Приема, передачи и обработки сигналов» Национального аэрокосмического университета им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: nikolay@ponomarenko.info.

Еремеев Олег Игоревич - аспирант кафедры «Приема, передачи и обработки сигналов» Национального аэрокосмического университета им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: ol.eremeev@mail.ru.

Рогоза Олег Юрьевич – студент кафедры «Приема, передачи и обработки сигналов» Национального аэрокосмического университета им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: nothing12@yandex.ru.

Лукин Владимир Васильевич – д-р техн. наук, проф., проф. кафедры «Приема, передачи и обработки сигналов» Национального аэрокосмического университета им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: lukin@xai.kharkov.ua.