

УДК 621.397

ОЦЕНКА ПОКАЗАТЕЛЕЙ КАЧЕСТВА ТВ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Ошаровская Е.В.

*Одесская национальная академия связи им. А.С. Попова,
ул. Кузнечная, 1, г. Одесса, Украина, 65029
osharovskaya@gmail.com*

ОЦІНЮВАННЯ ПОКАЗНИКІВ ЯКОСТІ ТВ ЗОБРАЖЕНЬ

Ошаровська О.В.

*Одеська національна академія зв'язку ім. О.С. Попова,
вул. Кузнечна, 1, м. Одеса, Україна, 65029
osharovskaya@gmail.com*

ASSESSMENT OF TV IMAGES QUALITY ATTRIBUTES

Osharovska O.V.

*O.S. Popov Odessa national academy of telecommunications,
1 Kuznechna St., Odessa, Ukraine, 65029
osharovskaya@gmail.com*

Аннотация. В статье приведены результаты исследований по критериям оценки качества изображения (IQA). Применение IQA включают такие области, как машинное зрение, медицинская визуализация, мультимедийные коммуникации, развлечения и другие виды деятельности по обработке изображений. Системы, где встроенные алгоритмы IQA могут заменить людей, для оценки качества изображения в режиме реального времени пользуются повышенным спросом. Как и большинство изображений, ТВ изображения рассматриваются наблюдателями, лучший метод для оценки качества изображения является субъективные тесты. Тем не менее, субъективные тесты дороги, требуют много времени и их трудно выполнить в приложениях реального времени. В статье проанализированы объективные показатели качества, учитывающие свойства зрения.

Ключевые слова. качество изображения, методы оценки, алгоритмы сжатия, отношение сигнал/шум, структурное подобие

Анотація. У статті наведено результати досліджень по критеріям оцінки якості зображення (IQA). Застосування IQA включають такі області, як машинне зір, медична візуалізація, мультимедійні комунікації, розваги та інші види діяльності з обробки зображень. Системи, де вбудовані алгоритми IQA можуть замінити людей, для оцінки якості зображення в режимі реального часу користуються підвищеним попитом. Як і більшість зображень, ТВ зображення розглядаються спостерігачами, кращий метод для оцінки якості зображення є суб'єктивні тести. Проте, суб'єктивні тести дороги, вимагає багато часу і їх важко виконати в додатках реального часу. У статті проаналізовані об'єктивні показники якості, що враховують властивості зору.

Ключові слова. якість зображення, методи оцінки, алгоритми стиснення, відношення сигнал / шум, структурна подібність

Abstract. The results of studies on the evaluation criteria of image quality (IQA). Application of IQA include areas such as machine vision, medical imaging, multimedia communication, entertainment and other types of image processing operations. Systems where embedded algorithms can replace IQA people for evaluation of image quality in real time are in high demand. Like most of the images, observers consider TV images; the best method for evaluating the image quality is a subjective test. Nevertheless, road tests subjective, time consuming and difficult to perform in real time applications. The article analyzes the objective quality indicators, taking into account the properties of the view.

Key words. The image quality, evaluation methods, compression algorithms, signal / noise ratio, structural similarity

ВВЕДЕНИЕ

Достижения в области цифровой обработки изображений и технологий обработки изображений революционизировали наш образ жизни. Получение изображений, хранение, передача, просмотр, и технологии обработки подверглись невероятным достижениям за последние годы.

В нашей повседневной жизни мы используем ряд приложений для обработки изображений с или без нашего ведома. Например, когда кто-то захватывает сцену с помощью мобильного телефона, изображение, захваченное датчиком после соответствующего исправления, прессуют в формате JPEG и сохраняют в памяти. Изображение может быть затем передано в социальной сети средств массовой информации по каналу связи. Изображение, может быть, позже просматриваются пользователем на экране компьютера, размера пикселя меньше, чем фактический размер изображения. В этом случае изображение должно быть изменено для того, чтобы поместиться на экране дисплея.

Точно так же, когда медицинское изображение, снятое в центре визуализации, передаётся группе экспертов, расположенных на другом континенте по каналу связи с шумом, принятое изображение, возможно, будут искажены. В целом, в приложениях для обработки изображений, исходное изображение, снятое ТВ камерой, подвергается ряду операций обработки, таких как сжатие, хранение, передача, фильтрация, модуляция, демодуляция и т.д.

В ходе этих операций, исходное изображение подвергается изменениям, которые могут повлиять на качество изображения. Поэтому необходимо оценить пригодность принятого (извлечённого) изображения для использования по целевому назначению. Так как большинство изображений, в конечном счёте, предназначены для рассматривания наблюдателями, единственным надёжным тестом для оценки качества изображения является субъективная экспертиза, позволяющая визуально оценить изображение группой наблюдателей и вывести статистически достоверную оценку качества. Субъективное оценивание изображений не только занимает много времени, но и очень дорогостоящая процедура и не практична в приложениях реального времени. Кроме того, могут быть индивидуальные факторы, которые могут влиять на воспринимаемое качество изображения. Поэтому необходимо оценивать качество изображения объективно, учитывая свойства человеческой визуальной системы (HVS) в качестве основы для такой оценки. Любой объективный алгоритм оценки качества изображений IQA должен отвечать следующим требованиям: (1) он должна иметь тесную связь со зрительным восприятием; (2) он должен работать в широком диапазоне типов искажений; (3) он должно быть вычислительно простым и эффективным, и (4) он может быть встроен в системы обработки изображений или позволять проводить оценку в режиме реального времени.

1. ЗРИТЕЛЬНАЯ СИСТЕМА ЧЕЛОВЕКА

Человеческая зрительная система HVS очень сложна и до сих пор до конца не изучена [2]. Некоторыми ключевыми особенностями HVS являются нелинейность восприятия яркости, контрастная чувствительность, визуальные эффекты маскирования, параллельное многоканальное и визуальное внимание. Нелинейность восприятия светлотной функции означает трудно предсказуемую способность человеческого глаза судить об абсолютной яркости объекта, имея при этом уникальную способность судить об относительной яркости.

Диапазон уровней интенсивности, к которым зрительная система может адаптироваться, порядка 10^{10} . Воспринимаемая яркость является логарифмической функцией от интенсивности света [3]. Контрастная чувствительность относится к пространственным частотным характеристикам зрительной системы человека [4]. Функция контрастной чувствительности является полосовой по своей природе. Человеческое зрение наименее чувствительно к очень низкой частоте и к очень высокой частоте, а пик чувствительности находится в диапазоне 4–6 телесных угловых градусов.

Визуальная маскировка – это общий термин, который относится к перцептивному явлению, в котором наличие маскирующего сигнала снижает способность субъекта к обнаружению данного целевого сигнала, что проявляется в уменьшение видимости одного компонента изображения из-за присутствия другого, маскирующего. Маскирование большей светимостью и экранирующим рисунком являются двумя наиболее распространёнными формами маскировки. Порог обнаружения увеличивается при увеличении яркости фона.

Это явление, как полагают, опосредовано адаптацией к сетчатке глаза. Маскирующий рисунок является феноменом увеличения порога обнаружения, при возрастании контраста масок, содержащих пространственные структуры. Многоканальная модель зрительной системы HVS учитывает, что различные визуальные информационные компоненты предварительно обрабатываются с помощью различных нейронных каналов на входе зрительной части коры головного мозга. Они будут проанализированы и обработаны различными типами клеток коры головного мозга. Это означает, что существует несколько независимых каналов, которые настроены для выделения разных пространственных частот в памяти зрительной системы человека. HVS выполняет локальную декомпозицию пространственно-частотного стимула, в котором частотные компоненты обнаруживаются независимо друг от друга с помощью нескольких каналов пространственных частот. При этом существует феномен зрительного внимания, с помощью которого один из объектов сцены рассматривается с большей тщательностью, чем остальная часть кадра.

2. АЛГОРИТМЫ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ИЗОБРАЖЕНИЙ

Подробная классификация IQA алгоритмов уже выполнена Чандлером [4] и Цзун (Jung) Лю и др. [5], стоит упомянуть о классификации IQA алгоритмов, основанных на наличии эталонного изображения или без него. Соответственно, IQA алгоритмы могут быть широко классифицированы на три категории, а именно, без сравнения с эталонным изображением, без ссылочное IQA (No-Reference IQA), алгоритмы, использующие частичные ссылки на эталонное изображение (Reduced Reference IQA) и алгоритмы, определяющие качество изображений путем полного сравнения с эталоном, называемые Full Reference IQA.

2.1 Метод оценки без эталонного изображения

Метод оценки без эталона или, ещё, этот метод носит название метода оценки «в слепую», (No-Reference IQA (NR-IQA or Blind IQA)) относится к оценке качества изображения без эталонного изображения. Эти алгоритмы предсказывают качество изображения без каких-либо знаний об опорном изображении и не очень хорошо коррелируют с человеческим восприятием качества [6]. Наша зрительная система может легко, без усилий отличить высококачественные изображения от изображений с низким качеством, и не видя исходного изображения. В нашем мозговом анализирующем аппарате есть модели высокого качества эталонных изображений, и мы имеем возможность использовать эти модели для оценки качества изображения [7]. Существуют три основных подхода к NR-IQA, основанные на том, как объективно выводится оценка качества [8], [9]. К ним относятся: 1). подход к конкретным искажениям: этот метод использует конкретный объективный показатель искажения для предсказания субъективной оценки качества. Примерами таких типов искажения можно назвать размытие, блокинг-эффект, «звон» на переходах и т.д. 2). Выделение признаков и последующее обучение: такой подход выделяет особенности из образов и обучает алгоритм как отличать искажённые изображения от неискажённых. 3). Подход, основанный на статистике естественных сцен (NSS): этот подход основан на гипотезе о том, что естественные изображения (например, изображения, снятые с помощью оптической камеры) обладают определёнными статистическими свойствами между значениями элементов изображения, и что наличие искажений изменяет эти статистические характеристики. Характеризуя эту неестественность и используя статистические данные сцены, можно выделить искажение и выполнить предсказание оценки бесссылочным методом NR-IQA [10]. Стоит отметить, что в настоящее время нет стандартного алгоритма NR-IQA, не было доказано, что получаемые оценки надёжны [9]. Примеры некоторых популярных алгоритмов для NR-IQA являются BIQI [6], BLINDS [8], DIVINE [10] и Brisque [11].

2.2 МЕТОД СОКРАЩЁННОЙ ССЫЛКИ (RR-IQA)

В редуцированной модели Reduced Reference IQA, качество искажённого изображения оценивается путём сравнения с частичной информацией из опорного изображения, [12]. Частичная информация представляет собой некоторые показатели, извлечённые из опорного изображения, такие как коэффициенты преобразований wavelet, curvelet, bandelet, contourlet или других статистических параметров изображения. Алгоритм сокращённой ссылки представляет собой компромисс между методом полного сравнения с эталонным изображением и методом оценки «вслепую» (FR и NR) с точки зрения точности прогнозирования качества и количества информации, необходимой для описания эталонного изображения. В случае FR-IQA, эталонное изображение всегда требуется для оценки качества искажённого изображения, и результаты являются надёжными, хорошо согласуются с воспринимаемым качеством. Но получение эталонного изображения может быть не всегда осуществимо, или это может быть слишком дорого. NRIQA не требует какого-либо эталонного изображения. Тем не менее, точность прогнозирования и последовательность являются невысокой. Метод предсказания качества изображения по алгоритму сокращённой ссылки RR-IQA является практичным и удобным инструментом для реального времени при мультимедийной связи по беспроводному или проводному каналу.

2.3 АЛГОРИТМ ПОЛНОГО СРАВНЕНИЯ С ЭТАЛОНОМ (FR-IQA)

Метод предсказания качества изображения по алгоритму полного сравнения с эталоном (Full-Reference IQA. (FR-IQA) использует эталонное изображение для оценки качества искажённого изображения. Поскольку этот метод имеет полную информацию об опорном изображении, результаты FR-IQA должны быть выше других алгоритмов предсказания IQA. Некоторые подходы к FR-IQA основаны на точности представления изображения, накопленных ошибках, цветовых характеристиках RCB или HVS, структуры изображения, содержания контента, статистики изображения и способностей к машинному обучению и т.д.

Некоторые важные алгоритмы FR IQA описаны ниже.

2.3.1 Среднеквадратическая ошибка СКО (Mean squared error (MSE)). Этот алгоритм подсчитывает среднеквадратическую ошибку между исследованным изображением и исходным изображением попиксельно. Обычно СКО вычисляется согласно формуле:

$$\text{СКО} = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [B(x, y) - \hat{B}(x, y)]^2, \quad (1)$$

где $B(x, y)$ и $\hat{B}(x, y)$ эталонное и искажённое изображения, соответственно, размерностью $M \times N$. Преимуществом этой метрики является её простота, но СКО имеет плохую корреляцию с субъективными результатами испытаний.

2.3.2 Отношение пикового значения сигнала к среднему значению шума (PSNR). Этот метод также сравнивает опорное изображение и искажённое изображение для каждого элемента изображения и вычисляет PSNR следующим образом:

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{2^P - 1}{\frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{m-1} \sum_{n=0}^{n-1} [B(x, y) - \hat{B}(x, y)]^2}, \text{ дБ.} \quad (2)$$

Выражение (2) может быть представлено в виде (3):

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{2^P - 1}{\text{СКО}} \text{ дБ.} \quad (3)$$

Параметр P представляет собой разрядность представления яркости пикселя изображения. Основным недостатком PSNR является слабая корреляция с HVS.

2.3.3 Количественная мера шума (Noise quality measure (NQM)). В этом методе искажённое изображение моделируется как исходное, подвергнутое линейным частотным искажениям и добавлением аддитивного шума. Психологические эффекты частотных искажений и аддитивного шума являются независимыми и NQM имеет дело с шумом. При вычислении NQM рассматриваются такие аспекты как: изменения контрастной чувствительности с расстоянием, размеры изображения и пространственной частоты; изменение локальной яркости среднего значения; контрастирующее взаимодействие между пространственными частотами и маскирующими эффектами. Искажённое изображение обрабатывается алгоритмом восстановления, что приводит к изображению с линейными искажениями и аддитивным шумом. Исходное изображение также обрабатывается тем же алгоритмом восстановления, результатом которого является изображение с линейными искажениями. NQM обычно выражается в дБ и вычисляется как

$$NQM = 10 \lg \frac{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} B^2(x, y)}{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [B(x, y) - \hat{B}(x, y)]^2} \text{ дБ.} \quad (4)$$

Корреляция результатов с субъективными тестами лучше, чем PSNR.

2.3.4 Универсальный индекс качества (UQI). Этот алгоритм был предложен Zhou Wang и др. в 2002 году [18], [19]. Он вычисляет индекс качества искажённого изображения, как

$$UQI = \left(\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} [B(x, y) - \hat{B}(x, y)]^2 \right) / \left(\sigma_B^2 + \sigma_{\hat{B}}^2 - B_{cp}^2 + \hat{B}_{cp}^2 \right), \quad (5)$$

где B_{cp} и \hat{B}_{cp} являются средними яркостями оригинала и искажённого изображения соответственно,

$\sigma_{B\hat{B}}$ – представляет собой линейную корреляцию между исходным и искажённым изображениями;

σ_B^2 и $\sigma_{\hat{B}}^2$ – стандартные отклонения оригинала и искажённого изображения. соответственно.

Величина UQI лежит в диапазоне от -1 до $+1$. Наилучшее значение UQI равно 1 , когда $B = \hat{B}$. Этот показатель указывает на потерю корреляции, отсутствие искажений яркости и контрастности. Как правило, общее значение UQI рассчитывается для искажений яркости и искажений контраста. Чаще всего, общее значение UQI рассчитывается как выше было показано и даёт лучшее соотношение относительно субъективных тестов.

2.3.5 Индекс структурного подобия

Естественные изображения высоко структурированы и их значения яркостей элементов изображения демонстрируют сильные зависимости. Показатель структурного подобия (structural similarity index SSIM) [20] представляет собой алгоритм IQA на основе этих структурных зависимостей $C(\cdot)$ в изображении. Зрительная система человека в высшей степени приспособлен для извлечения структурной информации из поля зрения. Алгоритм SSIM разделяет светлотную составляющую $L(B, \hat{B})$, контраст компонент $C(B, \hat{B})$ и структурной составляющей $S(B, \hat{B})$ из опорного изображения (B) и искажённого изображения (\hat{B}) и сравнивает эти компоненты.

Индекс SSIM рассчитывается как $SSIM(B, \hat{B})$:

$$SSIM = [L(B, \hat{B})]^\alpha \times [C(B, \hat{B})]^\beta \times [S(B, \hat{B})]^\gamma. \quad (6)$$

Компоненты светлоты (7), контраста (8) и структуры (9) вычисляются следующим образом:

$$L(B, \hat{B}) = 2\mu_B\mu_{\hat{B}} + C_1 / (\mu_B^2 + \mu_{\hat{B}}^2 + C_1); \quad (7)$$

$$C(B, \hat{B}) = 2\sigma_B\sigma_{\hat{B}} + C_2 / (\sigma_B^2 + \sigma_{\hat{B}}^2 + C_2); \quad (8)$$

$$S(B, \hat{B}) = \sigma_{B\hat{B}} + C_3 / (\sigma_B \cdot \sigma_{\hat{B}} + C_3), \quad (9)$$

где $\alpha > 0$, $\beta > 0$ и $\gamma > 0$ константы, используемые для регулировки относительной важности трёх подобию. Параметры, σ_B , $\sigma_{\hat{B}}$ и μ_B , $\mu_{\hat{B}}$ представляют собой средние и стандартные отклонения изображений B и \hat{B} соответственно. Параметр $\sigma_{B\hat{B}}$ рассчитывается как (10)

$$\sigma_{B\hat{B}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (B_i - \mu_B)(\hat{B}_i - \mu_{\hat{B}}). \quad (10)$$

Константы C_1 , C_2 и C_3 включены для избегания нестабильности при $\mu_B^2 - \mu_{\hat{B}}^2$, $\sigma_B^2 - \sigma_{\hat{B}}^2$ или $\sigma_B, \sigma_{\hat{B}}$, очень близких к нулю. Эти значения выбираются таким образом, что $C_1 = K_1 L^2$ и $C_2 = K_2 L^2$. K_1 и K_2 – константы, такие, что $K_1 \ll 1$, $K_2 \ll 1$, и L является динамическим диапазоном значений пикселей ($L=255$ для 8-битовых полутоновых изображений). Уравнение для SSIM можно упростить, положив $\alpha = \beta = \gamma = 1$. Значение C_3 обычно принимается в качестве $C_2/2$. SSIM в упрощённом виде можно записать в виде (11)

$$SSIM(B, \hat{B}) = \left[\frac{2\mu_B\mu_{\hat{B}} + C_1}{\mu_B^2 + \mu_{\hat{B}}^2 + C_1} \cdot \frac{2\sigma_B\sigma_{\hat{B}} + C_2}{\sigma_B^2 + \sigma_{\hat{B}}^2 + C_2} \right]. \quad (11)$$

Главное преимущество SSIM том, что индекс имеет хорошую корреляцию с субъективными результатами испытаний в широком диапазоне типов искажений. Тем не менее, индекс структурного подобию не даёт удовлетворительной корреляции с HVS в случае смазанных изображений [1]. SSIM и его варианты превосходят другие алгоритмы, такие как MSE, SNR и PSNR. Это происходит потому, что SSIM рассматривает деградацию изображения в виде структурных изменений и он имитирует HVS в определённой степени

2.3.6 Многомасштабный SSIM (MS-SSIM)

Это улучшенная версия SSIM. Для M ступеней индекса MS-SSIM, процедура включает в себя M итераций. Во время каждой итерации, эталонное и искажённое изображения, проходят через фильтр нижних частот, проводится децимация отсчётов изображения с коэффициентом 2, вычисляются частные показатели по контрастности и структурности и перемножаются. Этот процесс повторяется $M-1$ раз, на M -м этапе, вводится индекс сравнения по светлотной составляющей.

MS-SSIM имеет точность прогнозирования более высокого качества чем одноступенчатый -SSIM, но вычислительная сложность высока.

2.3.7 Градиентный индекс структурного подобию (GSSIM). Глаз человека очень чувствителен к информации о краях и контурах изображения. GSSIM представляет собой усовершенствованный вариант SSIM, где компоненты контраста $C(B, \hat{B})$ и структурной составляющей $S(B, \hat{B})$ из опорного изображения (B) и искажённого изображения (\hat{B}) SSIM заменяются градиентом на основе контраста и сравнений структуры $CG(B, \hat{B})$ и $SG(B, \hat{B})$ соответственно [21]. Оператор Собеля используется для создания градиентной карты изобра-

ражений. $CG B, \hat{B}$ и $SG B, \hat{B}$ вычисляются таким же образом, как и $C B, \hat{B}$ и $S B, \hat{B}$, с той разницей, что градиентные карты эталонных и искажённых изображений используются вместо исходных изображений. GSSIM показывает лучшую производительность по сравнению с SSIM, особенно для размытых изображений.

2.3.8 Критерий верности информации (IFC) Этот метод основан на количестве визуальной информации, представленной на изображении с использованием статистики природных сцен модели (NSS). Естественные изображения показывают сильную статистическую связь между их элементами. Искажения в изображении нарушают эти соотношения и делают их неестественными. Эталонное изображение моделируется как NSS в wavelet области. Модель искажения выражается как затухание и аддитивным гауссовым шумом в wavelet области. Критерием верности между эталонным и искажённым изображениями является взаимная информация, которой они обмениваются.

2.3.9 Точность воспроизведения визуальная информация (VIF) Этот способ аналогичен способу, описанному выше (IFC). Он основан на количестве информации, разделяемой эталонным и искажённым изображениями (т.е. взаимной информации). Визуальное качество искажённого изображения тесно связано с относительной информацией, представленной в искажённом изображении. Искажение рассматривается как потеря информации об изображении, и для вычисления метрики IQA. Исходное изображение моделируется как модель NSS с использованием шума Гаусса (GSM) и линейных искажений в wavelet области.

2.3.10 Индекс качества на основе локальной дисперсии (QILV). Этот метод основан на предположении, что большое количество структурной информации изображения закодировано в его локальном распределении дисперсии [25]. В этой процедуре, локальная дисперсия изображения вычисляется с использованием взвешенной окрестности. Среднее значение и стандартное отклонение локальной дисперсии рассчитываются для обоих изображений. Наконец, также рассчитываются ковариация локальной дисперсии между эталонным и искажённым изображениями. Индекс качества QILV рассчитывается аналогичным способом, как SSIM с той лишь разницей, что среднее и стандартное отклонение локальной дисперсии используются вместо среднего значения и стандартного отклонения значений элементов изображения. Этот алгоритм работает лучше, чем SSIM, особенно в случае размытого изображения.

2.3.11 Визуальное отношение сигнала к шуму (VSNR). VSNR представляет подход, основанный на вейвлет преобразовании, в котором метрика рассчитывается в два этапа [26]. На первом этапе, пороговый контраст для обнаружения искажений в изображении определяется с использованием моделей на основе вейвлет-визуальной маскировки и визуального суммирования, для проверки заметности искажений. Если искажения ниже порога обнаружения, то искажённое изображение считается совершенно верным $VSNR = \infty$ ($VSNR = \infty$). Если заметность выше порога обнаружения, то применяется второй этап вычисления. На этом этапе свойства низкоуровневого воспринимаемого визуального контраста и свойства визуального глобального старшинства среднего уровня используются для расчёта VSNR на основе многомасштабного вейвлет разложения. Привлекательностью VSNR является его корреляция с HVS и вычислительная простота

2.3.12 IQA, основанный на граничных и контрастных подобиюх ECSM. Этот метод основан на предположении, что воспринимаемое качество искажённого изображения имеет сильную зависимость от качества воспроизведения границ. Искажённое изображение с очень близким сходством на границах с оригинальным изображением даёт очень хорошее качество восприятия для зрительной системы человека. Точно так же, сходство контрастов является ещё одним важным параметром, который представляет качество искажённого изображения. Таким образом, в ECSM

$$EGSM = ESM^{\alpha} \cdot CSM^{\beta}, \quad (12)$$

где $\alpha > 0$ и $\beta > 0$. Значение ECSM лежит в диапазоне от 0 до 1, нулевой для очень низкого качества и 1 для самого высокого качества. Было показано, что эффективность ECSM было лучше, чем PSNR, MSE и SSIM.

2.3.13 IQA на основе LU факторизации (MLU) Этот метод был предложен Н.-С. Хан и др. LU факторизация делается на эталонном и искажённом изображениях, блок за блоком с типичным размером блока 8×8 и формируется карта 2-D искажений. Изображения преобразуются в градиционное перед факторизацией. Из карты искажений, полученной выше, вычисляется MLU метрика. Производительность этого алгоритма лучше, чем PSNR и SSIM для LIVE базы данных.

2.3.14 Наиболее очевидные искажения (MAD) В этом алгоритме две отдельные стратегии используются для вычисления искажений на изображениях: а) имеющих искажения вблизи порога, б) изображения, имеющие явно видимые искажения (внешний вид). В случае получения высококачественных изображений, изображение является самым очевидным, и, таким образом, HVS пытается искать искажения. Во втором случае искажения являются наиболее очевидными, и, таким образом, HVS пытается отыскать предмет изображения. Искажения в двух вышеупомянутых случаях рассчитываются с использованием визуальной модели обнаружения и изображения внешнего вида модели соответственно. Во втором случае для оценки искажений используются локальные яркости и контрастности изображения, учёт маскирования. Для оценки искажения в первом случае используются изменения в местной статистике пространственно-частотных компонентов. И, наконец, вышеупомянутые две воспринимаемые меры искажения объединены в одну оценку в целом воспринимаемого искажения

2.3.15 Визуальная важность объединения для SSIM. Эти алгоритмы используются для улучшения SSIM путём включения визуальной важности различных областей изображения. Гипотеза состоит в том, что некоторые регионы в изображении визуально более важные, чем другие. Следовательно, область интересов, оценка качества на основе может повысить производительность SSIM. Три улучшенные версии SSIM в рамках этой категории являются Fixation-SSIM (F-SSIM), процентиль SSIM (P-SSIM) и PF-SSIM, который представляет собой комбинацию из этих двух. С помощью этого метода было показано, что соотношение SSIM - относительно субъективных результатов испытаний была улучшена

2.3.16 Контент распределение SSIM (4-SSIM). Это улучшенная версия SSIM или MS-SSIM, где изображение сегментируется в четырёх категориях регионов, таких как изменённые границы, сохранившиеся границы, текстуры и гладкие области. Веса применяются к значениям SSIM по этим областям. Взвешенные значения SSIM объединяют, чтобы получить единый индекс для качества изображения. В зависимости от того как произошло распределение различного содержания, для SSIM используются MS-SSIM, G-SSIM или MS-G-SSIM. Разделённые показатели качества, а именно 4-SSIM, 4-MC-SSIM, 4-G-SSIM или 4-MC-G-SSIM получены. Результаты испытаний показали улучшенную совместимость с субъективными тестами по сравнению с G-SSIM или MS-GSSIM

2.3.17 Характеристика на основе IQA с помощью преобразований Рисса Этот алгоритм упоминают сокращенно **RFSRFSIM**, [32] основан на предположении, что воспринимаемые ухудшения изображения будет вызывать соответствующие изменения в изображениях функций низкого уровня в ключевых местах. В этом алгоритме функции, подвергнутые преобразованию Рисса, сравниваются в ключевых местах между искажённым изображением и опорным изображением для вычисления индекса RFSIM. Оператор Канни используется для создания маски, при отметки ключевых мест изображения. Функции низкого уровня извлекаются с помощью 1-го порядка и 2-го порядка преобразований Рисса и коэффициенты, которые находятся внутри характерной маски, принимаются для расчёта IQA. RFSIM показал лучшую согласованность с субъективными результатами испытаний для базы данных TID2008.

2.3.18 IQA на основе **взвешивания информационного содержания**. Этот метод основан на гипотезе о том, что при просмотре естественных изображений, оптимальные перцептуальные веса для объединения должна быть пропорциональна местному содержанию информации. В этом случае локальное качество или искажение измеряется и, то же самое объединяют с содержанием информации в качестве параметра взвешивания. На первом этапе, измерение локального качества / искажения делается таким же образом, как и MSE, PSNR или SSIM. Весовое содержание информация затем применяется для вычисления новых показателей качества, такие как IW-MSE (информационно взвешенное MSE), IW-PSNR или IW-SSIM [33].

2.3.19 **Индекс-функция подобия (FSIM)**. FSIM основан на теории, что HVS понимает изображение на основе его особенностей низкого уровня, таких как границы, и хорошая IQA метрика может быть получена путём сравнения этих функций низкого уровня в точках высокой фазы конгруэнтности из волны Фурье различных частот изображения, могут быть извлечены высоко информативные признаки. FSIM использует это свойство преобразования Фурье изображений для оценки качества. В FSIM фаза конгруэнтность (the phase congruency (PC)), и величина градиента изображения (the image gradient magnitude (GM)) вычисляются для оценки качества искажённого изображения относительно эталонного изображения. ПК изображения вычисляется с использованием отклика 2-D функции log Габора. GM рассчитывается $G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$, где G_x и G_y являются частными производными изображения вдоль x и y . Оператор градиента использовали ScHARR, что дало более высокую производительность по сравнению с операторами Собеля или Превитта. Представление FSIM и FSIMc (для цветных изображений) превосходили над SSIM и MS-SSIM для различных баз данных изображений.

2.3.20 IQA на основе **потерь детализации и аддитивного ухудшения**. Этот метод вычисляет метрику качества по отдельности для оценки потерь детализации и аддитивного ухудшения [35]. потери детализации или потери полезной визуальной информации, которые влияют на видимость содержимого в искажённом изображении. Добавочное ухудшение является избыточной визуальной информацией, присутствующей в искажённом, но не в исходном изображении, такой как блочные артефакты в изображении JPEG. Оригинальные и искажённые изображения разлагаются в их вейвлет-коэффициенты и потери детализации и аддитивные ухудшения разделены. Индекс качества рассчитывается путём комбинирования измерения потерь детализации и меры обесценивания добавки.

2.3.21 IQA основанный на **многоканальной региональной взаимной информации (MRMI)** Этот алгоритм, предложенный Jing Li и др. [36] использует региональную взаимную информацию (RMI), чтобы оценить разницу между искажённым и опорным изображениями. Изображение разбивается на различных частотах с использованием вейвлет-преобразования. Значения RMI вычисляются на этих разложенных компонентах. Многоканальный RMI рассчитывается путём взвешенной суммы всех RMIs. Эффективность этого алгоритма лучше, чем PSNR и SSIM для типов искажений размытие по Гауссу, JPEG, JPEG2K и Белый шум.

2.3.22 **Перцептивная оценка качества изображения (PIQA)**. Это улучшенная версия SSIM. В этом методе яркость, контрастность и структурные сравнения меры выполняются, как и в случае SSIM. Тем не менее, в структурном сравнении, структурной ориентации используется для измерения структурного сходства [37]. Мера сравнение контрастности производится в домене contourlet. Эффективность алгоритма PIQA лучше, чем у других алгоритмов FR-IQA, таких как MSE, PSNR и SSIM для большинства типов искажений и SSIM для большинства типов искажений.

2.3.23 IQA на основе **спектральной остаточности (SRSIM)**. Этот метод основан на спектральной остаточной визуальной заметности (SRVS). Гипотеза по этому подходу заключается в том, что воспринимаемое качество изображения является связанным с его визуаль-

ной картой заметности. В этом методе, визуальная значимость (VS) рассчитывается для эталонного и искажённого изображений на основе спектрального остатка. Градиент Modulus (GM) вычисляется с помощью оператора ScHARR. Местные значения для SR-SIM рассчитываются с использованием двух компонентов, а именно SRVS и GM, и представляет собой параметр, используемый для регулировки относительной прочности этих компонентов. После получения локальных значений для S (X), глобальное значение рассчитывается путём применения соответствующих механизмов объединения [38]. Общая производительность этого алгоритма превосходит большинство существующих алгоритмов FR-IQA для CSIQ и TID 2008 баз данных изображений.

2.3.24 Сходство изрезанности границ (Edge strength similarity ESSIM). Оно основано на том факте, что HVS является более чувствительным к направлению, показывающему наименее изрезанные границы. Любые направленные фильтры высоких частот могут быть использованы для определения изрезанности границ. Различные операторы градиента, такие как Собеля, Превитта или ScHARR могут быть использованы для извлечения уровня изрезанности. Качество границ вычисляется в горизонтальном вертикальном направлениях и в направлении по диагонали. Максимум этих двух величин берётся как прочность границы в любой точке.

2.3.25 IQA с использованием гистограммы ориентированных градиентов (HOGM) Этот метод использует Гистограмму Ориентированных Градиентов (HOG) для оценки градиента сходства и производит карты с региональными весами с индексом SSIM для вычисления HOG взвешенного SSIM. Районы, где встречаются сильные изменения градиента, должны иметь большую визуальную важность. На основе IQA подхода HOGM использует SSIM карты качества опорного изображения для сравнения с картой качества искажённого изображения. Региональная карта весов рассчитывается с использованием HOG дескрипторов.

3. СРАВНЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ АЛГОРИТМОВ

В предыдущих разделах, были обсуждены различные алгоритмы для FR-IQA. Для тестирования производительности алгоритма используются общедоступные базы данных изображений. Эти базы данных состоят из множества эталонных изображений и искажённых версий эталонных изображений. Искажённые изображения классифицируются по различным типам искажений, таких как Гаусса, белый шум, быстрые замирания, шум квантования, среднего сдвига и т.д. Каждое изображение подверглось субъективным тестам и оценке по критерию среднего мнения (MOS) или вычисляется разница между оценками (DMOS), которые рассчитываются по доступным в этих базах данным. Примерами таких баз данных являются LIVE база данных [41], TID базы данных 2008 [42], база данных CSIQ [29], база данных IVC [43], база данных Toyota [44] и A57 базы данных [27]. Для того, чтобы оценить производительность алгоритма, объективные оценки, полученные из алгоритма для различных изображений в базе данных по сравнению с субъективными оценки (MOS или DMOS). Важными показателями производительности, используемыми в IQA, являются коэффициент ранговой корреляции Спирмена (SROCC) и коэффициент корреляции ранга Кендалла. Эти два измерения предсказания имеют монотонность метрики IQA [45], [46]. Линейный коэффициент корреляции Пирсона (PLCC) и ошибка RMS (CKO) между MOS и объективными показателями после нелинейной регрессии являются другие параметры, используемые для оценки эффективности [47]. Время выполнения этих алгоритмов также является важным параметром для выбора конкретного алгоритма для приложения.

ВЫВОДЫ

Несмотря на то, значительный прогресс был достигнут в течение последнего десятилетия в области FR-IQA, есть много задач, стоящих перед научным сообществом. Существует большая потребность в алгоритмах, которые являются быстрыми, простыми и точными.

PSNR и MSE вычислительно просты, и исследователи проявляют повышенный интерес, для преодоления ограничений, связанных с ними. Принцип структурного сходства должен быть расширен, чтобы получить целый ряд новых алгоритмов с улучшенной точностью. Оценки качества видео (VQA), IQA 3-D изображений и IQA для мультимедийного контента – это лишь некоторые из областей, где значительные исследования продолжаются

ЛИТЕРАТУРА

1. Wang Z., "Applications of objective image quality assessment methods", IEEE Signal Processing Magazine, 28(6), 2011, pp.137142.
2. Gao X., W. Lu, D. Tao and Li X., "Image quality assessment and human visual system", Visual Communications and Image Processing, International Society for Optics and Photonics, July 2010.
3. Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods: Digital Image Processing, 3rd edition, Pearson Education Inc., 2008.
4. Chandler D. M. "Seven challenges in image quality assessment: past, present, and future research", ISRN Signal Processing, 2013.
5. Liu T. J., Y. C. Lin, W. Lin and Kuo, C. C. J., "Visual quality assessment: recent developments, coding applications and future trends", APSIPA Transactions on Signal and Information Processing, 2013, 2, e4.
6. Moorthy A., K. and A. C. Bovik, "A two-step framework for constructing blind image quality indices", IEEE Signal Processing Letters, Vol. 17, No.5, 2010, pp. 513–516.
7. Wang Z., A.C. Bovik, "Reduced-and noreference image quality assessment", IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 28 No. 6, 2011, pp. 29–40.
8. Saad M. A., A. C. Bovik and C. Charrier, "A DCT statistics-based blind image quality index", IEEE Signal Processing Letters, Vol. 17, No. 6, 2010, pp. 583–586.
9. Saad M. A., A. C. Bovik and C. Charrier, "Blind image quality assessment: A natural scene statistics approach in the DCT domain", IEEE Trans. IP, Vol. 21, No.8, 2012, pp. 3339–3352.
10. Moorthy A. K., A. C. Bovik, "Blind image quality assessment: From natural scene statistics to perceptual quality", IEEE Trans. IP, Vol. 20, No.12, 2011, pp. 3350–3364.
11. Mittal A., A. K. Moorthy, A. C. Bovik, "Noreference image quality assessment in the spatial domain", IEEE Trans. IP, Vol. 21, No. 12, 2012, pp. 4695–4708.
12. Li Q., Z. Wang, "Reduced-reference image quality assessment using divisive normalization-based image representation", IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, Vol. 3, No. 2, 2009, pp. 202–211.
13. Gao X., W. Lu, D Tao, X. Li, "Image quality assessment based on multiscale geometric analysis", IEEE Trans. IP, Vol. 18 No. 7, 2009, pp. 1409–1423.
14. Soundararajan R., A. C. Bovik, "RRED indices: Reduced reference entropic differencing for image quality assessment", IEEE Trans. IP, Vol.21(2), 2012, pp. 517–526.
15. Rehman A., Z Wang, "Reduced-reference image quality assessment by structural similarity estimation", IEEE Trans. IP, Vol. 21, No. 8, 2012, pp. 3378-3389.
16. Wang Z., A. C. Bovik, "Mean squared error: love it or leave it? A new look at signal fidelity measures". IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 26, No.1, 2009, pp. 98–117.
17. Damera-Venkata N., T. D.Kite, W. S.Geisler, B. L. Evans and A. C. Bovik, "Image quality assessment based on a degradation model", IEEE Trans. IP, Vol.9 (4), 2000, pp. 636–650.
18. Wang Z., A. C.Bovik. and L. Lu, "Why is image quality assessment so difficult?", IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), May 2002, Vol. 4, pp. IV–3313.
19. Wang Z. & A. C. Bovik, "A universal image quality index", IEEE Signal Processing Letters Vol. 9, No. 3, 2002, pp. 81–84.
20. Wang, Z., A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity", IEEE Trans. IP, Vol.13, No.4, 2004, pp.600–612
21. Chen G. H., C. L. Yang and S. L. Xie, "Gradient-based structural similarity for image quality assessment", IEEE International Conference on Image Processing, 2006, pp. 2929–2932.
22. Wang Z., E. P. Simoncelli and A. C.Bovik, (2003, November). "Multiscale structural similarity for image quality assessment", Conference Record of the Thirty-Seventh Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, IEEE, 2004. Vol. 2, pp. 1398–1402.
23. Sheikh H. R., A. C. Bovik and De Veciana, G., "An information fidelity criterion for image quality assessment using natural scene statistics", IEEE Trans. IP, Vol. 14, No.12, 2005, pp. 2117–2128.

- Journal of Theoretical and Applied Information Technology 10 th July 2014. Vol. 65 No.1 © 2005 - 2014 JATIT & LLS. All rights reserved.
24. Sheikh H. R., A. C. Bovik, "Image information and visual quality", IEEE Trans. IP, Vol. 15, No. 2, 2006, pp. 430–444.
 25. Aja-Fernandez, S., San-José-Estépar, R., Alberola-Lopez, C. & Westin, C. F., "Image quality assessment based on local variance", Proceedings of 28th IEEE International Conference, Eng. Med. Biol. Soc.(EMBC), 2006, August, pp. 4815–4818.
 26. Chandler D. M., S. S. Hemami, "VSNR: A wavelet-based visual signal-to-noise ratio for natural images", IEEE Trans. IP, Vol. 16, No. 9, 2007, pp. 2284–2298.
 27. Fu, W., Gu X., Y. Wang, "Image quality assessment using edge and contrast similarity", IEEE International Joint Conference on Neural Networks, (IJCNN), 2008 June, pp. 852–855.
 28. Han H. S., D. O. Kim, R. H. Park, "Structural information-based image quality assessment using LU factorization", IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2009, Vol. 55, No. 1, pp. 165–171.
 29. Larson E. C. & Chandler D. M., "Most apparent distortion: full-reference image quality assessment and the role of strategy". Journal of Electronic Imaging, 2010, Vol. 19, No. 1, 011006–011006.
 30. Moorthy A. K., A. C. Bovik, "Visual importance pooling for image quality assessment", IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, Vol. 3, No.2, 2009, pp. 193–201.
 31. Li C., A. C. Bovik, "Content-partitioned structural similarity index for image quality assessment", Signal Processing: Image Communication, Vol. 25, No.7, 2010, pp. 517–526.
 32. Zhang L., D. Zhang, X. Mou, "RFSIM: A feature based image quality assessment metric using Riesz transforms" 17th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2010 September, pp. 321–324.
 33. Wang Z. and Li Q., "Information content weighting for perceptual image quality assessment", IEEE Trans. IP, Vol. 20, No.5, 2011, pp. 1185–1198.
 34. Zhang L., D. Zhang, X. Mou "FSIM: a feature similarity index for image quality assessment", IEEE Trans. IP, Vol.20, No.8, 2011, pp. 2378–2386. [35] Li S., Zhang F., Ma L. & Ngan K. N., "Image quality assessment by separately evaluating detail losses and additive impairments", IEEE Transactions on Multimedia, Vol.13, No.5, 2011, pp. 935–949.
 36. Li J., K. Wu, X. Zhang, M. Ding, "Image quality assessment based on multi-channel regional mutual information", AEU-Int. Journal of Electronics and Communications, Vol.66, No.9, 2012, pp. 784–787.
 37. Fei X., L. Xiao, Y. Sun, Z. Wei, "Perceptual image quality assessment based on structural similarity and visual masking", Signal Processing: Image Communication, Vol.27, No.7, 2012, pp. 772–783.
 38. Zhang L., H. Li, "SR-SIM: A fast and high performance IQA index based on spectral residual", 19th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2012, September, pp. 1473–1476.
 39. Zhang X., X. Feng, W. Wang, W. Xue "Edge strength similarity for image quality assessment", IEEE Signal Processing Letters, Vol. 20, No.4, 2013, pp. 319–322.
 40. Yazhou Yang, Dan Tu, Guangquan Cheng, "Image Quality Assessment Using Histogram of Oriented Gradients", Fourth International Conference on Intelligent Control and Information Processing (ICICIP), 2013, June Beijing, China
 41. Sheikh H. R., Z. Wang, L. Cormack, A. C. Bovik, "LIVE image quality assessment database release 2", 2005, <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>
 42. Ponomarenko N., V. Lukin, A. Zelensky, K. Egiazarian, M. Carli, F. Battisti, "TID2008-A database for evaluation of fullreference visual quality assessment metrics", Advances of Modern Radioelectronics, 2009, Vol. 10, No.4, pp. 30–45.
 43. Subjective quality assessment IRCCyN/IVC database;<http://www2.irccyn.ec-nantes.fr/ivcdb/>
 44. MICT Image Quality Evaluation Database, <http://mict.eng.u-toyama.ac.jp/mictdb.html>
 45. Zhang L., L. Zhang, X. Mou, D. Zhang, "A comprehensive evaluation of full reference image quality assessment algorithms", "19th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2012, September, pp. 1477–1480.
 46. Sheikh H. R., M. F. Sabir, A. C. Bovik, "A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms", IEEE Trans. IP, 2006, Vol. 15, No.11, 2006, pp. 3440–3451.
 47. Lin Zhang, Lei Zhang, "Research on Image Quality Assessment", Web page, <http://sse.tongji.edu.cn/linzhang/IQA/IQA.htm>
 48. Joy K.R., E. Gopala Krishna Sarma, "Recent developments in image quality assessment algorithms: a review" Journal of Theoretical and Applied Information, Technology 10 th July 2014. Vol. 65 No.1 © 2005 - 2014 J