

УДК 681.325

О.И. Еремеев

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

КЛАСТЕРИЗАЦИЯ И НЕЙРОННЫЕ СЕТИ В МЕРАХ ВИЗУАЛЬНОГО КАЧЕСТВА ИЗОБРАЖЕНИЙ БЕЗ ЭТАЛОНА

Рассмотрена задача совместного использования нескольких мер визуального качества изображений без эталона. Разработаны соответствующие методы на основе кластеризации и искусственных нейронных сетей. С помощью базы тестовых изображений NRTID проведена верификация отдельных и синтезированных мер визуального качества. Подтверждено лучшее соответствие восприятию человека совместного использования мер визуального качества. Значение ранговой корреляции Спирмена для кластеризации и нейронной сети выросло до 0,79 и 0,75 соответственно.

Ключевые слова: меры визуального качества без эталона, система визуального восприятия человека, анализ изображений, нейронные сети, кластеризация.

Введение

Постановка проблемы. В последние годы все более широкое распространение получает цифровая фото- и компьютерная техника. С одной стороны, это способствует появлению новых и разноплановых приложений по обработке изображений и видео. С другой, стимулирует развитие мер визуального качества, позволяющих оценить качество полученных изображений или видео с учетом особенностей системы визуального восприятия человека.

В наибольшей степени потребность в мерах качества проявляется в фото- и видеотехнике бюджетного сегмента, отличающейся компактными размерами и недорогими комплектующими. Для данных устройств характерны такие особенности: матрица с относительно высоким уровнем шума, малогабаритная оптика невысокого качества, в большинстве случаев отсутствие стабилизации изображения (механической или оптической), малый размер дисплея, что не позволяет сразу оценить визуальное качество полученного изображения. К этой категории относятся недорогие веб-, фото- и видеокамеры, интегрированные решения (мобильные телефоны, карманные компьютеры и др.). Поэтому возникает необходимость на этапе формирования оценивать визуальное качество изображения программными средствами, учитывающими особенности восприятия человека.

Анализ литературы. На данный момент разработано большое количество различных мер визуального качества изображений без эталона. Но отсутствие точных математических моделей, учитывающих особенности визуального восприятия человека, и сложность разработки мер качества без эталона сводятся к тому, что на данный момент нет эффективных универсальных мер качества. Разработанные меры являются узконаправленными и оценивают конкретные типы искажений, например, блочный эффект после сжатия JPEG изображений

[1 – 2], размытость или контрастность изображений [3 – 6], параметры шума [7 – 8] и т.д. Для создания меры качества, которая соответствует восприятию человека, необходимо учитывать различные характеристики изображений и присутствующих на нем искажений. Одним из решений является совместное использование мер качества без эталона при помощи кластеризации или нейронных сетей.

Цель работы. Использовать кластеризацию и нейронные сети для объединения нескольких мер визуального качества без эталона. На основании полученных данных оценить эффективность как отдельных, так и объединенных мер визуального качества на специальной базе тестовых изображений NRTID[9].

1. Верификация существующих мер визуального качества без эталона

Для оценки соответствия визуальному восприятию человека все меры визуального качества проходят этап верификации по схеме, подобной рис. 1.

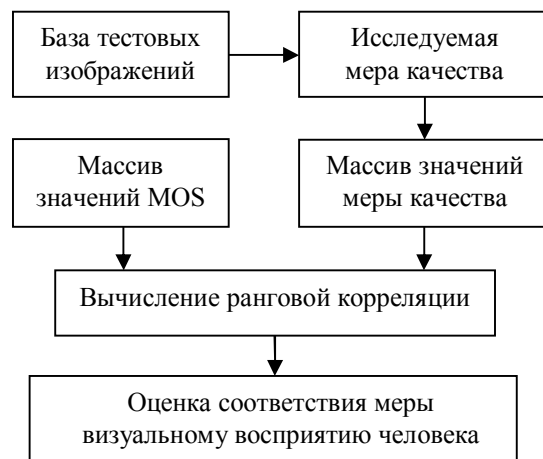


Рис. 1. Структурная схема верификации меры визуального качества изображений

Для оценки эффективности каждой из них подбирают наборы тестовых изображений, обладающих заданными характеристиками. Далее изображениям выставляются оценки, характеризующие их визуальное качество. Для этого проводят ряд субъективных экспериментов, в ходе которых участники тестов оценивают изображения. После усреднения результатов формируют усредненные экспертные оценки (Mean Opinion Score, MOS), сравнение с которыми позволяет определить, насколько та или иная мера качества соответствует восприятию человека.

Учитывая узкую направленность мер визуального качества без эталона, используемые в них наборы тестовых изображений не позволяют объективно сравнить различные меры качества между собой. Поэтому их эффективность будет оцениваться с помощью специальной базы тестовых изображений (БТИ) NRTID.

Основные характеристики NRTID приведены в табл. 1.

Таблица 1
Основные характеристики БТИ NRTID

| № | 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 |

NRTID содержит 500 изображений в формате JPEG, специально отобранных в сети Интернет. Изображения имеют различное визуальное качество и соответствуют реальным ситуациям, возникающим при фотосъемке, например изображения с различным коэффициентом сжатия, ночная съемка, макросъемка, а так же компьютерная графика (несколько изображений).

Использование такой БТИ позволяет более точно определить влияние того или иного искажения и шума на визуальное качество изображения и, соответственно, корректно сравнивать различные меры между собой.

В табл. 2 приведены 18 мер визуального качества изображений без эталона, получившие распро-

странение или показавшие лучшие результаты. Всего была рассмотрена 31 мера качества.

Таблица 2

Меры визуального качества без эталона

| № | Мера | Значение корреляции | |
|----|--|---------------------|----------|
| | | Спирмена | Кендалла |
| 1 | BREN [11] | 0,521 | 0,359 |
| 2 | GRAE [11] | 0,516 | 0,359 |
| 3 | HELM [11] | 0,461 | 0,321 |
| 4 | LAPE [11] | 0,551 | 0,387 |
| 5 | SFRQ [11] | 0,44 | 0,303 |
| 6 | TENV [11] | 0,484 | 0,34 |
| 7 | VOLA [11] | 0,402 | 0,277 |
| 8 | WAVR [11] | 0,531 | 0,373 |
| 9 | Размер файла [10] | 0,574 | 0,409 |
| 10 | Bovik [1] | 0,185 | 0,126 |
| 11 | Karam [3] | 0,314 | 0,218 |
| 12 | Динамический диапазон яркости [10] | 0,302 | 0,209 |
| 13 | Дисперсия яркостной компоненты Y [10] | 0,425 | 0,295 |
| 14 | Дисперсия цветовых компонент CbCr [10] | 0,599 | 0,422 |
| 15 | Block [12] | 0,451 | 0,305 |
| 16 | Blur [12] | 0,366 | 0,251 |
| 17 | BlockInf [12] | 0,505 | 0,344 |
| 18 | Мера четкости [13] | 0,71 | 0,522 |

Как видно из табл. 2, для всех мер визуального качества, за исключением последней, значение корреляции Спирмена не превышает 0,6 [10]. Мера четкости учитывает сразу несколько факторов, таких как блочные искажения, размытость изображения, эффект макросъемки. Это позволило ей в большей степени соответствовать системе визуального восприятия человека. Также это подтверждает, что создание хорошей меры визуального качества возможно, только если будут учитываться основные факторы, влияющие на восприятие человека.

Далее рассмотрено совместное использование различных мер качества на основе самообучающихся алгоритмов кластеризации и нейронной сети.

2. Кластеризация

Кластеризация широко используется в области обработки изображений, например для поиска подобия [14]. Суть кластеризации заключается в разбиении заданной выборки объектов (изображений) на подмножества, называемые кластерами, так, чтобы каждый кластер состоял из схожих объектов, а объекты разных кластеров существенно отличались.

В данной статье рассмотрен иерархический метод кластеризации.

На первом этапе кластеризации происходит обучение алгоритма. Для этого отобрано 250 изображений (нечетные из NRTID). В процессе обучения последовательно текущая группа изображений (кластер) разбивается на две группы. Процедура повторяется до тех пор, пока каждый кластер в обучающем наборе не будет находиться в рамках заранее установленных размеров. В результате получается древовидная структура (рис. 2), характеризующая процесс разделения на кластеры.

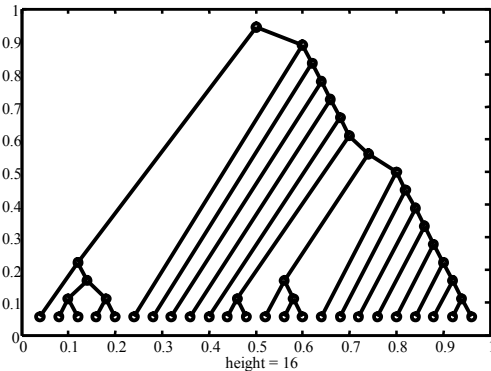


Рис. 2. Пример дерева кластеризации

Правило деления изображений на кластеры следующее (проводится на каждой итерации):

1. Изображения в кластере сортируются по возрастанию MOS.
2. Для всех мер перебираются возможные точки разделения, считается сумма дисперсий значений MOS в группах.
3. В качестве порога выбирается значение меры качества, разделение в точке которой обеспечивает минимальную суммарную дисперсию.
4. Изображения в кластере делятся на 2 группы по позиции порогового значения.

Наглядно рассмотреть процесс разделения на кластеры можно на примере рис. 3. График представляет собой зависимость значений дисперсии для трех метрик от позиции разделения на две группы. Пунктирной линией на графике показаны значения меры с минимальной дисперсией, а величиной порога выбирается значение этой меры для 68 изображения (наименьшее значение). Аналогичные действия проводятся для каждого узла сформированного дерева кластеризации (рис. 2).

Второй этап кластеризации – верификация полученных результатов на четных изображениях NRTID. Во время оценки каждое изображение переходит («опускается») по дереву кластеризации от узла к узлу до тех пор, пока не попадет в один из кластеров. В каждом узле сравнивается значение соответствующей меры для изображения с порогом, что определяет, в какую из меньших групп попадает изображение. Когда изображение находится в конечном кластере, ему присваивается усредненное значение MOS этого кластера.

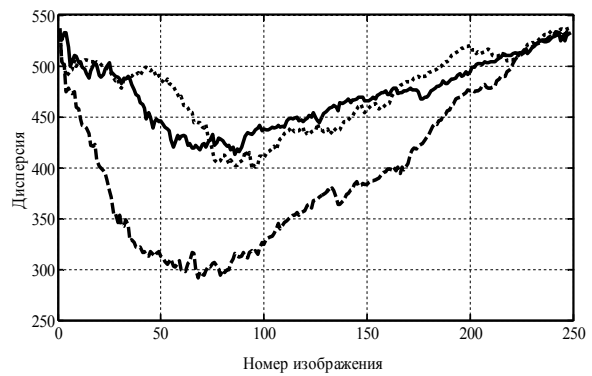


Рис. 3. Зависимость дисперсии от позиции разделения на две группы

Очевидно, что чем меньше размер кластера, тем большее количество значений может принимать оценка качества изображения и тем точнее кластеризация. График зависимости значений корреляции от размера кластера для обучающего и тестового набора изображений показан на рис. 4.

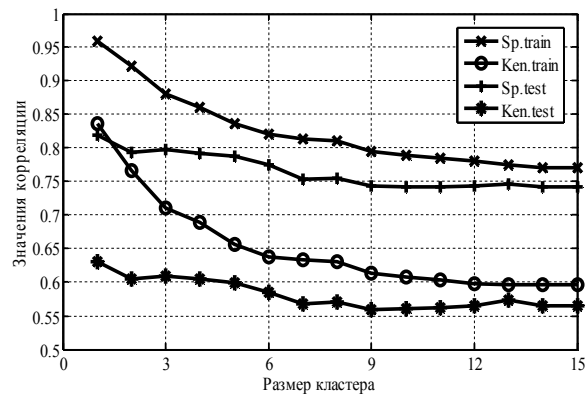


Рис. 4. Зависимость значений корреляции Спирмена и Кендалла от размера кластера

Результаты исследований для размера кластера 4-10 изображений показаны в табл. 3 и соответствуют различным сочетаниям наиболее актуальных мер визуального качества. Из таблицы видно, что использование кластеризации с размером кластера от 4 до 10 изображений позволяет повысить соответствие синтезированных мер визуального качества восприятию человека. И значение корреляции Спирмена на тестовом наборе для трех метрик достигает 0,79. Уменьшение размеров кластера позволяет несколько увеличить это значение, тогда как увеличение размеров кластера приводит к существенному уменьшению значения корреляции.

3. Нейронные сети

Другим решением, позволяющим объединить несколько мер визуального качества, является использование нейронных сетей. Нейронные сети представляют собой систему соединенных и взаимодей-

ствующих между собой простых элементов – нейрон- нов.

Таблица 3

Кластеризация

| Меры | Кол-во изображений в кластере | Корреляция Спирмена | | Корреляция Кендалла | |
|--------------------------|-------------------------------|---------------------|----------------|---------------------|----------------|
| | | Обучающий набор | Тестовый набор | Обучающий набор | Тестовый набор |
| Все меры | 4-10 | 0,8999 | 0,7711 | 0,7468 | 0,5895 |
| 15 (1,3-12,15-18) | 4-10 | 0,8971 | 0,7751 | 0,745 | 0,5949 |
| 10 (3,5,7-9,11,12,16-18) | 4-10 | 0,8869 | 0,7782 | 0,7308 | 0,5977 |
| 5 (3,8,9,17,18) | 4-10 | 0,8578 | 0,7921 | 0,6826 | 0,6088 |
| 3 (3,17,18) | 4-10 | 0,861 | 0,7923 | 0,6895 | 0,6043 |

На рис. 5 представлена схема 2-слойной нейронной сети, используемая при вычислениях.

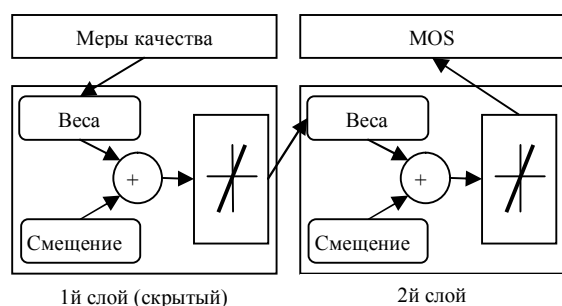


Рис. 5. Схема 2-слойной нейронной сети

Как и для кластеризации, нейронную сеть необходимо обучить. Для этого использованы обучающий и тестовый поднаборы изображений из NRTID. На этапе обучения на всех нейронах одновременно подбираются значения весовых коэффициентов и значение смещения. Условием такого подбора является минимизация среднеквадратического отклонения (СКО) между результатами обучения и значениями MOS.

Для построения нейронной сети было использовано дополнение Neural Network Toolbox к пакету ПО MATLAB.

В результате обучения может быть найдена точка не с глобальным минимумом СКО, а одна из локальных.

Поэтому для получения достоверного результата проводилось 50 построений с нейросетей для 8 разных алгоритмов обучения.

Сеть наибольшим значением корреляции Спирмена для тестового поднабора выбирается в качестве итоговой.

Результаты верификации приведены в табл. 4. Они получились несколько меньше аналогичных для кластеризации и достигают уровня 0,75 по корреляции Спирмена.

Заключение

Использование нейронной сети и кластеризации позволили повысить соответствие мер качества визуальному восприятию человека (0,75 и 0,79 соответственно), и учитывать несколько характеристик изображения и присутствующих на нем искажений одновременно. Но для дальнейшего улучшения необходимо иметь более совершенные метрики качества, учитывающие различные особенности восприятия человека, а также использовать универсальную БТИ с большим количеством изображений, что позволит лучше обучить как нейросеть, так и кластеризацию.

Таблица 4

Нейронные сети

| Меры | Корреляция Спирмена | | Корреляция Кендалла | |
|--------------------------|---------------------|----------------|---------------------|----------------|
| | Обучающий набор | Тестовый набор | Обучающий набор | Тестовый набор |
| Все меры | 0,7427 | 0,7324 | 0,5579 | 0,5426 |
| 15 (1,3-12,15-18) | 0,7619 | 0,7223 | 0,5725 | 0,5341 |
| 10 (3,5,7-9,11,12,16-18) | 0,7532 | 0,7433 | 0,5645 | 0,5561 |
| 5 (3,8,9,17,18) | 0,7433 | 0,7490 | 0,5524 | 0,5536 |
| 3 (3,17,18) | 0,7588 | 0,7319 | 0,5637 | 0,5417 |

Список літератури

1. Bovik A.C. DCT-domain blind measurement of blocking artifacts in DCT-coded images / A.C. Bovik, S. Liu // *Proceedings of the Acoustics, Speech, and Signal Proc.* – 2001. – Vol.3. – P. 1725-1728.
2. Wang Z. No-reference perceptual quality assessment of JPEG compressed images / Z. Wang, H.R. Sheikh, A.C. Bovik // *IEEE International Conference on Image Processing.* – 2002. – Vol. 1. – P. 477-480.
3. Ferzli R. A No-Reference Objective Image Sharpness Metric Based on the Notion of Just Noticeable Blur (JNB) / R. Ferzli, L.J. Karam // *IEEE Transactions of Image Processing.* – 2009. – Vol. 18, Issue 4. – P. 717-728.
4. Caviedes J.E. No-reference sharpness metric based on local edge kurtosis / J.E. Caviedes, S. Gurbuz // *Proceedings of ICIP2002.* – 2002. – Vol.3. – P. 53-56.
5. Marziliano P. A no-reference perceptual blur metric / P. Marziliano, F. Dufaux, S. Winkler // *IEEE 2002 International Conference on Image Processing.* – 2002. – Vol. 3. – P. 57-60.
6. Ryu S. No-reference sharpness metric based on inherent sharpness / S. Ryu, K. Sohn // *Electronics Letters.* – Vol. 47, Issue 21. – 2011. – P. 1178-1180.
7. Xiang Z. A no-reference sharpness metric sensitive to blur and noise / Zhu Xiang, P. Milanfar // *International Workshop on Quality of Multimedia Experience (QoMEx2009).* – 2009. – P. 64-69.
8. Ferzli R. No-reference objective wavelet based noise immune image sharpness metric / R. Ferzli, L.J. Karam // *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP2005).* – 2005. – Vol.1. – P.405-408.
9. Еремеев О.И. База даних для верифікації метрик візуального якості зображень при відсутності еталона / О.И. Еремеев, Н.Н. Пономаренко // *Радіоелектронні і комп'ютерні системи.* – X., 2010. – № 1. – С. 42-45.
10. Statistical evaluation of no-reference image visual quality metrics / N. Ponomarenko, O. Eremeev, V. Lukin, K. Egiazarian // *2-nd European Workshop on Visual Information Processing (EUVIP).* – Paris, 2010. – P. 50-54.
11. Matlab – Focus Measure [Електронний ресурс]. – Режим доступу к ресурсу: <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/27314-focus-measure> – 24.01.2012.
12. Еремеев О.И. База даних для верифікації метрик візуального якості зображень при відсутності еталона / О.И. Еремеев, Н.Н. Пономаренко // *Тези доповідей Міжнародної науково-технічної конференції "Інтегровані комп'ютерні технології в машинобудуванні", Харків, листопад 2010.* – С. 172.
13. Пономаренко Н.Н. Мера четкости для оценки визуального качества изображений при отсутствии эталона / Н.Н. Пономаренко, О.И. Еремеев, О.Ю. Розога, В.В. Лукин // *Радиоэлектронні і комп'ютерні системи.* – 2012. – №1(53). – С. 71-79..
14. Пономаренко Н.Н. Устойчивый поиск изображений по полному и тематическому подобию с использованием многопараметровой классификации / Н.Н. Пономаренко, В.В. Лукин, С.К. Абрамов // *Интернет-математика (Яндекс, Россия).* – Екатеринбург: Изд-во Уральского университета, 2007. – С. 171-180.

Поступила в редколлегию 17.01.2012

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.В. Лукин, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", Харьков.

КЛАСТЕРИЗАЦІЯ ТА НЕЙРОННІ МЕРЕЖІ В МІРАХ ВІЗУАЛЬНОЇ ЯКОСТІ ЗОБРАЖЕНЬ БЕЗ ЕТАЛОНУ

О.І. Єремеев

Розглянуто завдання сумісного використання декількох мір візуальної якості зображень без еталону. Розроблені відповідні методи на основі кластеризації і штучних нейронних мереж. За допомогою бази тестових зображень NRTID проведена верифікація окремих і синтезованих мір візуальної якості. Підтверджена краща відповідність сприйняттю людини сумісного використання мір візуальної якості. Значення рангової кореляції Спірмена для кластеризації і нейронної мережі виросло до 0,79 і 0,75 відповідно.

Ключові слова: заходи візуальної якості без еталону, система візуального сприйняття людини, аналіз зображень, нейронні мережі, кластеризація.

CLUSTERING AND NEURAL NETWORKS IN NO-REFERENCE IMAGE VISUAL QUALITY METRICS

O.I. Ieremeiev

The task of sharing of a few measures of visual quality of images is considered without a standard. The proper methods are developed on the basis of clusterization and artificial neuron networks. By the base of test images of NRTID верифікація окремих і синтезованих мір візуальної якості проводиться. The best accordance perception of man of sharing of measures of visual quality is confirmed. The value of grade correlation of Spirmena for a clusterization and neuron network grew to 0,79 and 0,75 accordingly.

Keywords: measures of visual quality without a standard, system of visual perception of man, analysis of images, neuron networks, clusterization.