

Рис. 1. Краткий алгоритм вывода рекламного материала

На другом канале или любом, выдаваемом материале этот процесс повторяется. Важно отметить, что при выборе видеороликов из системы учитывается, на каком канале его должны показывать. При выборе видеоролика для показа статистический срез берется с того телеканала, на котором по договору его должны были показывать. Т.е. в тот же момент на другом канале теоретиче-

ски целевая аудитория может быть выше. Такая ситуация исправляется с помощью предварительного анализа и информации, которую можно извлечь из статистической БД. В случае если рассматривается вещание только на одном канале, такая проблема вообще не возникает.

### Заключение

На данном этапе были рассмотрены тенденции телевещания, и проведен анализ существующих методов телеизмерений. Была определена структура системы, разработан алгоритм показа рекламного материала.

Основной задачей следующего этапа становится разработка алгоритма оценки предпочтений пользователя и выявление погрешности получаемых данных.

### Литература

- 1 TNS Gallup [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.tns-global.ru/rus/projects/media/asmi/tv/index/tvdescrip/>
- 2 ВЦИОМ [Электронный ресурс]. – URL: <http://wciom.ru/index.php?id=107>
- 3 Служба телеизмерений [Электронный ресурс]. – URL: <http://stirating.ru/content/articles/1403/>
- 4 Небольсин М.Ю. Что такое телерейтинг, как оценить эффективность рекламы на ТВ // Advesti [Электронный ресурс]. – URL: [http://www.advesti.ru/publish/video/030505\\_whatish/](http://www.advesti.ru/publish/video/030505_whatish/)

## НЕЗАВИСИМАЯ ОЦЕНКА КАЧЕСТВА ФОТОИЗОБРАЖЕНИЙ БЕЗ УЧАСТИЯ ЧЕЛОВЕКА

Муравьев А.С., Белоусов А.А.  
Томский политехнический университет  
634050, Россия, г. Томск, пр-т Ленина, 30  
E-mail: an.muravyov@gmail.com

### Введение

В связи с растущей потребностью в автоматизации вычислительных систем актуальна проблема формализации задач, исторически решаемых исключительно человеком. Одной из таких задач является оценка качества фотографических (естественных) изображений – несмотря на объективную природу таких распространенных искажений, как размытие, артефакты сжатия и других, их обнаружение без участия человека затруднено. Поскольку стандартные параметры изображения, такие, как яркость, распределение гистограммы и др., несут ограниченную информацию об искажениях и далеки от универсальности, разрабатывается множество метрик качества, лишенных этих недостатков.

На данный момент наиболее эффективными являются парные метрики [1], анализирующие одновременно 2 изображения и предоставляющие

оценку качества одного из них относительно другого. На практике это означает, что необходимо наличие большого количества эталонов для сравнения с поступающими входными данными. Для устранения этого недостатка были созданы непарные метрики, основанные на методах машинного обучения. При таком подходе наличие эталонной выборки также необходимо, но она не должна покрывать все возможные виды изображений и используется однократно для обучения модели – выделения необходимых статистических признаков. На основе этих признаков затем может быть получена оценка качества произвольного изображения без каких-либо дополнительных данных.

### Предлагаемая система и ее параметры

Предлагается система оценки изображений, основанная на модифицированной непарной метрике NIQE [2]. Данной метрике для обучения не-

обходим только набор эталонных изображений, что делает ее практичной в использовании, однако по эффективности она уступает метрикам, дополнительно использующим информацию о возможных типах поступающих искажений и/или экспертные оценки изображений из эталонного множества (примером такой метрики является BRISQUE [3]). В связи с этим была предпринята попытка повысить эффективность NIQE путем дополнительного преобразования ее выходного значения с помощью искусственной нейронной сети (ИНС), на входы которой также подаются стандартные параметры изображения (рис. 1). Для подбора весов связей ИНС пригоден любой алгоритм обучения с учителем, поскольку в качестве обучающего множества могут быть использованы специальные базы изображений с их экспертными оценками.

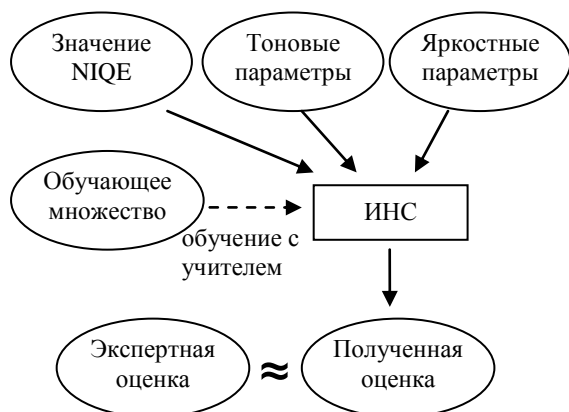


Рис. 1. Структура предложенной оценки

В данной работе используется собственная реализация NIQE, выполненная в соответствии с алгоритмом, описанным в [3]. Для обучения NIQE использована авторская подборка эталонных изображений [4].

Простейшие параметры изображения (яркостные и тоновые) были введены с целью увеличения количества информации, доступной ИНС для обучения. Их расчет может осуществляться одновременно с получением оценки NIQE, поэтому они вносят пренебрежимо малый вклад в общую вычислительную сложность процесса. В данной реализации используются:

- средняя яркость;
- яркостная контрастность;
- тоновая контрастность;
- тоновая насыщенность;
- энтропия изображения [5].

Определения и формулы для всех этих параметров, кроме энтропии, взяты из [6].

Для обучения ИНС используется вариант эволюционного алгоритма с вещественным кодированием [7], стохастической универсальной селекцией, скрещиванием BLX-0.5, неравномерной мутацией. Экспериментально определены параметры

алгоритма, позволяющие добиться наилучших результатов: коэффициент элитизма – 0,1, размер популяции – 50 особей, время обучения – 200 поколений. В качестве обучающего множества использовалась база изображений LIVE [8], содержащая 982 фотографии с различными степенями искажений 5 видов:

- JPEG2000;
- JPEG;
- белый шум в RGB-составляющих;
- размытие по Гауссу;
- искажения передачи битового потока

JPEG2000 по быстро затухающему рэлеевскому каналу связи.

Непосредственно для обучения использовалось 80% базы, оставшиеся изображения были включены в тестовое множество.

Попытка прямо аппроксимировать экспертную оценку с помощью ИНС оказалась неудачной из-за своей плохой обобщаемости. Однако одним из основных преимуществ использования эволюционного алгоритма обучения является возможность использования степени корреляции в качестве целевой функции. В этом случае интерес представляет не собственно числовое значение оценки, а факт ее прямой зависимости от экспертной оценки.

Таким образом, целевая функция обучения (подлежащая максимизации) имеет следующий вид (весовые коэффициенты подобраны экспериментально):

$$Q = 0,2|r| + 0,4|\rho| + 0,4|\tau| \rightarrow \max,$$

где  $r$  – коэффициент линейной корреляции Пирсона,  $\rho$  – коэффициент Спирмена,  $\tau$  – коэффициент Кендалла. Использование линейной комбинации оказалось более эффективным по сравнению с максимизацией модулей отдельных коэффициентов.

Структура применяемой нейронной сети также подбиралась экспериментально во время обучения. Рассматривались ИНС прямого распространения с одним или двумя скрытыми слоями с варьирующимся числом нейронов, а также различными функциями активации и значениями внутреннего сдвига. Наиболее эффективной оказалась сеть с двумя скрытыми слоями (имеющими 5 и 2 нейрона соответственно) и линейным выходным нейроном, в то время как остальные функции активации заданы гиперболическим тангенсом.

#### Достигнутые результаты

Эффективность метрик качества изображений определяется достигнутыми показателями корреляции с экспертной оценкой. В таблице 1 приведены эти показатели для различных существующих оценок, в том числе и системы, описанной в данной работе. Ввиду стохастичности эволюционного алгоритма показатели предложенной системы могут колебаться при обучении (что отражено

в таблице), однако по его завершении система становится полностью детерминированной, а качество ее выходных данных – постоянным.

Таблица 1. Характеристики эффективности оценок качества изображений

Алгоритм	Коэф-т Пирсона	Коэф-т Спирмена
MS-SSIM	0,9511	0,9535
BRISQUE	0,9424	0,9395
TMIQ	0,7856	0,8010
NIQE	0,9147	0,9135
<b>Предл. система (ср.)</b>	<b>0,9238</b>	<b>0,9110</b>
<b>Предл. система (лучш.)</b>	<b>0,9565</b>	<b>0,9187</b>

#### Заключение

Результаты экспериментов показывают, что применение ИНС в качестве дополнительного преобразователя позволяет в среднем повысить эффективность NIQE. При этом увеличение вычислительных затрат заметно только на стадии обучения; из-за очень простой структуры ИНС ее вклад в трудоемкость собственно оценивания мал. Стохастичность обучения является недостатком системы, поскольку не дает гарантии достижения максимально качественного результата, однако также позволяет рассчитывать на достижимость еще более высоких показателей. Один из путей, ведущих в данном направлении – применение нейроэволюционных алгоритмов, изменяющих в процессе обучения не только численные параметры сети, но и ее структуру.

## ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА ОТОБРАЖЕНИЯ КАРТИННОЙ ГАЛЕРЕИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ БАЗЫ ДАННЫХ И ТЕХНОЛОГИИ SILVERLIGHT

Минаева О.И., Никитина К.С., Шерстнев В.С.

Томский политехнический университет  
634050, Россия, г. Томск, пр-т Ленина, 30  
E-mail: olua94@mail.ru

#### Введение

В современном мире всё большую роль занимает быстрый дистанционный доступ к информации через сеть Интернет.

Для любого пользователя web-сайта или web-приложения важно:

- высокая скорость работы сайта;
- понятность и дружелюбность интерфейса;
- актуальная насыщенность информацией.

Если не выполняется хотя бы одно из представленных требований, то количество пользователей таких web-сайтов или web-приложений сокращается намного быстрее, чем ожидали разработчики. В данном проекте все эти требования достигаются за счет плагина Microsoft Silverlight.

Microsoft Silverlight представляет собой плагин для браузеров, предназначенный для воспроизведения активного содержимого (анимации) на по-

#### Литература

1. Wang Z., E. P. Simoncelli, Bovik A.C. Multiscale structural similarity for image quality assessment. // Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, vol. 2, pp. 1398–1402, 2003.
2. Mittal A., Moorthy A.K., Bovik A.C. Making a Completely Blind Image Quality Analyzer. // IEEE Signal Processing Letters, 2012.
3. Mittal A., Moorthy A.K., Bovik A.C. No-reference image quality assessment in the spatial domain. // IEEE Transactions on Image Processing, Vol.21, №12, December 2012.
4. Pristine Data [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://live.ece.utexas.edu/research/quality/pristinedata.zip>, свободный.
5. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. // М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
6. Критерии и методы укрупненной оценки качества изображений [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.aiportal.ru/articles/other/evaluation-of-image-quality.html>, свободный.
7. Herrera F., Lozano M., Verdegay J.L. Tackling Real-Coded Genetic Algorithms: Operators and Tools for Behavioral Analysis // Artificial Intelligence Review, vol.12, pp. 265–319, 1998.
8. Sheikh H. R., Sabir M. F., Bovik A. C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms // IEEE Trans. Image Process., vol. 15, no. 11, pp. 3440–3451, Nov. 2006.

добие технологии Flash, но имеет более широкие возможности в воспроизведении мультимедиа и интерактивного содержимого сайтов. Технология работает на всех операционных системах Mac OS, Windows и Linux с большинством распространенных браузеров. Silverlight даёт возможность проектировать, разрабатывать и поставлять эффективные приложения и продукты для использования во всемирной сети. Его главные преимущества: он бесплатный, его размер составляет 4 мегабайта, установка выполняется всего за десять секунд [1]. Благодаря WCF RIA Services в Silverlight есть прекрасная возможность создания RIA-приложений.

#### Технология WCF RIA

WCF RIA Services (Windows Communication Foundation Rich Internet Application) – это серверная технология, которая автоматически генериру-