Корреляционный анализ универсальных методов безэталонной оценки качества цифровых изображений

¹*ЭЛЬДАРОВА Эльмира Эльдаркызы, докторант, doctorphd_eldarova@mail.ru,

²СТАРОВОЙТОВ Валерий Васильевич, д.т.н., профессор, valerystar@mail.ru,

¹ИСКАКОВ Казизат Такуадинович, д.ф.-м.н., профессор, kazizat@mail.ru,

¹Евразийский национальный университет имени Л.Н. Гумилева, Казахстан, Нур-Султан, ул. Сатпаева, 2,

²Национальная академия наук Беларуси, Республика Беларусь, Минск, пр. Независимости, 66,

*автор-корреспондент.

Аннотация. Для эффективной оценки качества цифровых изображений нужно определить эффективность алгоритма. В статье исследуются 25 классических и новейших методов безэталонной оценки качества цифровых изображений, разработанных в последнее десятилетие: BLINDS-II, BRISQUE, NIQE, IL-NIQE, GM-LOG, NR-GLBP, NR-GLBP, PIQE, BJLC, LPSI, FRIQUEE, HOSA, CORNIA, QAC, PIPs, MRLIQ, MEON, RankIQA, SPFIQA, SSEQ, CLRIQA, BIECON, NRSL, NFERM, BMPRI, BPRI. Экспериментальными служили изображения с искусственно созданными искажениями и экспертные оценки их качества из общедоступных баз TID2013, CISQ и LIVE. Проводится масштабный сравнительный корреляционный анализ алгоритмов, анализируется зависимость между субъективными и количественными оценками качества изображений. Оценена вычислительная эффективность каждого конкурирующего метода. В результате экспериментальных исследований сделан следующий вывод: новейшие универсальные алгоритмы имеют некоторые недостатки, но показывают хорошие результаты при прогнозировании качества цифровых изображений.

Ключевые слова: универсальные методы, качество изображения, цифровое изображение, оценка качества изображения, безэталонная оценка, объективные показатели, шум, размытие, сжатие, эффективность алгоритма.

Введение. В последнее время особое внимание уделяется разработке безэталонных критериев оценки качества, которые не ограничиваются априорным видом искажений [1-6]. На практике информация о типе искажения доступна не всегда, поэтому актуальной является задача разработки именно универсальных алгоритмов, которые реализуют функции, способные оценивать качество изображения без эталона и без знания типов искажений.

Постановка задачи. Для эффективной оценки качества цифровых изображений нужно определить эффективность алгоритма. Для этого требуется выполнить масштабный сравнительный и корреляционный анализ между универсальными алгоритмами, проанализировать зависимость между субъективными и количественными оценками качества изображений. В статье сравниваются 25 классических и новейших алгоритмов, разработанных в последнее десятилетие, таких как: BLINDS-II, BRISQUE, NIQE, IL-NIQE, GM-LOG, NR-GLBP, PIQE, BJLC, LPSI, FRIQUEE, HOSA, CORNIA, QAC, PIPs, MRLIQ, MEON, RankIQA, SPFIQA, SSEQ, CLRIQA, BIECON, NRSL, NFERM,

BMPRI, BPRI. Подробно описание исследуемых методов приведено в [2-4].

Эксперименты. Программные реализации этих алгоритмов общедоступны либо в Интернете, либо получены от авторов. В соответствии с инструкциями использовались тестовые изображения, и для каждого были получены оценки качества. Далее анализировалась корреляция Спирмена между визуальными оценками экспертов и количественными оценками качества изображений. Экспериментальными служили изображения с искусственно созданными искажениями и экспертные оценки их качества из общедоступных баз TID2013 [8], CISQ [9] и LIVE [10].

Обсуждение результатов. Сначала оценивались все методы по трем базам данных по отдельности. Для базы данных TID2013 оценивались по 24 отдельным типам искажений. Типы искажений изображений в базе TID2013: #1 – Аддитивный гауссовский шум, #2 – Аддитивный шум в цветовых компонентах, #3 – Пространственно-коррелированный шум, #4 – Маскированный шум, #5 – Высокочастотный шум, #6 – Импульсный шум, #7 – Шум квантования, #8 – Гауссовское размытие,

#9 – Фильтрация шума, #10 – Сжатие алгоритмом JPEG, #11 – Сжатие алгоритмом JPEG2000, #12 – Сбои в канале передачи JPEG-изображений, #13 – Искажения при передаче JPEG2000-изображений, #14 – Искажения с низкой степенью оригинальности, #15 – Локальные блочные искажения, #16 – Изменения яркости методом mean-shift, #17 – Изменения контраста, #18 – Изменения насыщенности цвета, #19 – Мультипликативный гауссовский шум, #20 – Комфортный шум, #21 – Сжатие с потерями зашумленных изображений, #22 – Квантование цветного изображения с дизерингом, #23 – Хроматические аберрации, #24 – Восстановление изображений по разреженной сетке отсчетов. Подробные результаты для базы TID2013 представлены в таблице 1. Проводились те же процедуры и с базами CISQ и LIVE. В таблице 2 представлены средние значения SROCC сравниваемых методов, протестированных на трех базах данных.

Эксперименты по оценке качества изображений показали (таблица 1), что на изображениях базы TID2013 все меры показали положительную корреляцию между количественными и визуальными оценками качества изображений. Функции BMPRI, BPRI, BLIINDS-II, BRISQUE, CORNIA, DIIVINE, NR-GLBP, GM-LOG, LPSI, NFERM, NIQE,

PIPs, PIQE, QAC, SSEQ дают удовлетворительно коррелированные оценки качества изображения с коэффициентами Спирмена выше 0,500. Как продемонстрировано, FRIQUEE, DIQA, MEON и RankIQA обеспечивают оценку объективного мнения намного выше, чем HOSA, IL-NIQE, MRLIQ и SPF-IQA, имея значения коэффициента Спирмена выше 0.7. Алгоритм CLRQA работает лучше, чем другие методы, с 18-ю из 24 типов искажений. Общая производительность SROCC достигает 0,883, что намного выше, чем у других методов. Для некоторых сложных типов искажений, например, от # 12 до # 18 и # 20 CLRQA также дает хороший результат. Все конкурирующие модели BIQA, кроме CLRQA, BJLC, DIQA, плохо работают в случае таких типов искажений, как #14, #15, #16, #17, #18 в базе данных TID2013. Искажения #14 и #15 состоят из очень локализованных паттернов, которые имеют ограниченное влияние на глобальные характеристики изображения. Изменения яркости (#16) и изменение контраста (#17) коррелирует с изменением яркости изображения, которое обычно игнорируется, поскольку текущие алгоритмы всегда работают с нормализованными изображениями. #18 в основном касается насыщенности цвета, поэтому большинство методов BIQA, основанных на обработке

Таблица 1 – Сравнение характеристик SRCC для различных конкурирующих алгоритмов по каждому отдельному типу искажений в базе данных TID2013

Алг.	#1	#2	#3	#4	#5	#6	#7	#8	#9	#10	#11	#12	#13	#14	#15	#16	#17	#18	#19	#20	#21	#22	#23	#24	сред.
BLIINDS-II	0,648	0,477	0,587	0,619	0,724	0,653	0,738	0,838	0,691	0,837	0,891	0,111	0,641	0,101	0,245	0,097	0,002	0,003	0,621	0,167	0,456	0,769	0,645	0,827	0,516
BRISQUE	0,879	0,736	0,582	0,661	0,905	0,639	0,681	0,842	0,565	0,831	0,856	0,078	0,502	0,063	0,272	0,239	0,089	0,213	0,777	0,258	0,573	0,781	0,768	0,857	0,569
NIQE	0,879	0,755	0,751	0,764	0,844	0,816	0,824	0,823	0,528	0,901	0,74	0,018	0,642	0,084	0,032	0,001	0,159	0,001	0,726	0,05	0,805	0,785	0,474	0,663	0,544
IL-NIQE	0,878	0,871	0,924	0,514	0,871	0,757	0,873	0,816	0,751	0,835	0,861	0,283	0,525	0,082	0,134	0,185	0,034	0,167	0,695	0,362	0,831	0,751	0,681	0,865	0,606
GM-LOG	0,781	0,589	0,818	0,546	0,89	0,69	0,801	0,851	0,754	0,801	0,844	0,399	0,749	0,206	0,243	0,077	0,296	0,182	0,726	0,251	0,643	0,858	0,659	0,904	0,591
NR-GLBP	0,664	0,466	0,759	0,081	0,728	0,62	0,728	0,827	0,721	0,844	0,867	0,44	0,594	0,226	0,204	0,105	0,123	0,023	0,58	0,447	0,507	0,767	0,748	0,83	0,537
PIQE	0,855	0,758	0,293	0,575	0,892	0,69	0,751	0,828	0,644	0,793	0,854	0,061	0,113	0,01	0,179	0,271	0,072	0,268	0,732	0,133	0,637	0,812	0,676	0,823	0,530
BJLC	0,958	0,894	0,922	0,859	0,961	0,94	0,945	0,969	0,925	0,946	0,953	0,779	0,872	0,472	0,547	0,447	0,717	0,464	0,929	0,783	0,937	0,942	0,895	0,956	0,834
LPSI	0,771	0,497	0,698	0,047	0,926	0,433	0,855	0,842	0,251	0,913	0,899	0,092	0,612	0,053	0,138	0,341	0,201	0,303	0,697	0,021	0,237	0,901	0,696	0,863	0,512
FRIQUEE	0,95	0,908	0,952	0,842	0,957	0,928	0,922	0,945	0,872	0,913	0,904	0,622	0,836	0,231	0,349	0,396	0,753	0,768	0,935	0,568	0,932	0,907	0,873	0,908	0,799
HOSA	0,866	0,771	0,691	0,715	0,798	0,764	0,093	0,928	0,847	0,897	0,902	0,701	0,678	0,234	0,231	0,085	0,182	0,036	0,658	0,524	0,866	0,393	0,821	0,855	0,606
CORNIA	0,736	0,709	0,691	0,715	0,798	0,764	0,093	0,928	0,847	0,897	0,902	0,701	0,678	0,234	0,231	0,085	0,182	0,036	0,659	0,525	0,866	0,393	0,821	0,855	0,598
QAC	0,743	0,719	0,17	0,594	0,864	0,801	0,711	0,847	0,341	0,838	0,791	0,051	0,408	0,049	0,249	0,307	0,208	0,371	0,791	0,153	0,641	0,874	0,626	0,787	0,539
PIPs	0,792	0,764	0,561	0,686	0,76	0,748	0,406	0,906	0,76	0,824	0,92	0,216	0,375	0,037	0,223	0,163	0,202	0,338	0,652	0,145	0,604	0,818	0,766	0,917	0,566
MRLIQ	0,944	0,876	0,833	0,772	0,921	0,881	0,852	0,912	0,802	0,991	0,886	0,696	0,812	0,123	0,157	NAN	0,469	NAN	0,803	0,602	0,833	0,87	0,857	0,006	0,662
MEON	0,813	0,722	0,926	0,728	0,911	0,901	0,888	0,887	0,797	0,85	0,891	0,746	0,716	0,116	0,5	0,177	0,252	0,684	0,849	0,406	0,772	0,857	0,779	0,855	0,709
RankIQA	0,892	0,801	0,902	0,645	0,874	0,87	0,911	0,836	0,895	0,903	0,924	0,58	0,432	0,464	0,694	0,322	0,658	0,623	0,846	0,61	0,892	0,789	0,728	0,769	0,744
SPF-IQA	0,799	0,814	0,97	0,533	0,931	0,62	0,708	0,708	0,521	0,973	0,873	0,081	0,514	0,045	0,674	0,002	0,417	0,758	0,991	0,303	0,932	0,88	0,353	0,793	0,633
SSEQ	0,808	0,682	0,631	0,566	0,861	0,748	0,469	0,859	0,783	0,826	0,884	0,356	0,561	0,012	0,017	0,109	0,204	0,071	0,679	0,031	0,61	0,529	0,687	0,894	0,537
CLRQA	0,948	0,826	0,942	0,859	0,948	0,885	0,941	0,955	0,93	0,914	0,896	0,879	0,831	0,829	0,602	0,679	0,872	0,911	0,914	0,964	0,962	0,87	0,901	0,936	0,883
DIQA	0,915	0,755	0,878	0,734	0,939	0,843	0,858	0,92	0,788	0,892	0,912	0,861	0,812	0,659	0,407	0,299	0,687	-0,151	0,904	0,655	0,93	0,936	0,756	0,909	0,754
NRSL	0,813	0,457	0,867	0,393	0,902	0,787	0,701	0,886	0,795	0,818	0,891	0,345	0,805	0,117	0,323	0,136	0,194	0,11	0,753	0,434	0,751	0,866	0,694	0,886	0,614
NFERM	0,861	0,711	0,846	0,521	0,882	0,857	0,776	0,851	0,641	0,873	0,811	0,381	0,718	0,171	0,203	0,022	0,219	0,308	0,718	0,144	0,655	0,481	0,644	0,786	0,587
BMPRI	0,849	0,784	0,552	0,807	0,853	0,398	0,726	0,897	0,437	0,906	0,903	0,554	0,471	0,057	0,177	0,233	0,021	0,378	0,785	0,381	0,745	0,731	0,751	0,766	0,590
BPRI	0,918	0,859	0,529	0,748	0,926	0,459	0,49	0,859	0,421	0,911	0,868	0,789	0,488	0,009	0,233	0,111	0,185	0,379	0,861	0,069	0,598	0,675	0,725	0,787	0,579

изображения яркости, не могут точно оценить результирующее качество. Хотя CLRIQA показывает хорошие результаты на искажении #14-#18, его производительность значительно ухудшается на другом типе искажений. На шестом типе искажений MEON превосходит метод CLRIQA, имея значения коэффициентов Спирмена 0,901. А на искажениях 11-го типа CLRIQA уступает методам BMPRI, BPRI, HOSA, CORNIA, PIPs, RankIQA, так как их корреляция с экспертными оценками выше 0.902.

Из таблицы 2 можно сделать несколько выводов.

При оценке изображений базы TID2013 методы CLRIQA, MEON, RankIQA, BJLC и DIQA превосходят все другие методы с точки зрения SRCC и PLCC. При оценке изображений базы CSIQ, методы BRISQUE, CLRIQA, BJLC, GM-LOG, NFERM, SPF-IQA, FRIQUEE, DIQA и NFERM демонстрируют более высокую эффективность прогнозирования, по сравнению с большинством других моделей, имея значения коэффициентов Спирмена 0,804 и выше.

По сравнению с базами данных TID2013 и CSIQ, для базы данных LIVE наблюдаются более высокие значения SROCC. Большинство протестированных методов BLIINDS, BRISQUE, CLRIQA, CORNIA, DIIVINE, GM-LOG, HOSA, MEON, NFERM, NIQE, NRSL, RankIQA, SSEQ продемонстрировало хорошие результаты на изображениях базы LIVE. Их корреляционные коэффициенты с экспертными оценками больше 0,9. Такое поведение было ожидаемым, поскольку множество показателей было получено на базе изображений LIVE. Можно заметить, что оценки, получаемые с помощью метода CLRIQA, BJLC и DIQA для баз изображений TID2013, CSIQ и LIVE в целом хорошо согласуются с результатами визуальной экспертизы.

Помимо общей производительности для отдельных баз изображений также оценивались все безэталонные измерения IQA по отдельным типам искажений, такие как шум, размытие и сжатие. Этот эксперимент проводился с четырьмя типами искажений: аддитивным белым гауссовым шумом (AWGN), сжатием JPEG (JPEG), сжатием JPEG-2000 (JP2K) и размытием по Гауссу (GB). Причина выбора этих четырех видов искажений заключается в том, что все они включены в три указанные базы данных. Средняя производительность приведена в таблице 3.

В целом, все меры качества продемонстрировали хорошие результаты. Их корреляция с экспертными оценками больше 0,800. Алгоритмы BMPRI, CLRIQA, LPSI, RankIQA, SSEQ, MRLIQ, NFERM, NIQE, SPF-IQA, BJLC, DIQA, FRIQUEE демонстрируют лучшие результаты при оценке качества изображений с такими искажениями, как сжатие алгоритмом JPEG, имея значения коэффициента корреляций выше 0,909. Вдобавок, для оценки качества цифровых изображений, сжатых алгоритмом JPEG2000, можно применить методы MEON, NRSL, PIPs. Их корреляция с экспертными оценками больше 0,900. Для оценки изображений с искажениями аддитивного гауссовского шума рекомендуется использовать меры DIIVINE, IL-NIQE, PIQE, BJLC, FRIQUEE, MRLIQ, SSEQ, CLRIQA, DIQA, BMPRI, BPRI, так как они хорошо коррелируют с визуальными оценками, показывая значения выше 0,901. Алгоритмы FRIQUEE, BJLC, HOSA, CORNIA, MRLIQ, SSEQ, CLRIQA, DIQA, NRSL, BMPRI, BPRI показали высокую корреляцию между количественными и визуальными оценками для размытых изображений по Гауссу. Диапазон значений коэффициента корреляции от 0,903 до 0,953. Для оптимального решения оценки качества цифровых изображений, имеющих такие искажения, как аддитив-

Таблица 2 – Среднее значение SRCC. Учитывались все искажения в каждом наборе данных

Методы	TID2013	CSIQ	LIVE	Методы	TID2013	CSIQ	LIVE
BLIINDS-II	0,516	0,774	0,912	PIPs	0,566	0.843	0,930
BRISQUE	0,569	0,861	0,939	MRLIQ	0,662	0,783	0,952
NIQE	0,544	0.633	0,914	MEON	0,709	0,724	0,940
IL-NIQE	0,606	0,821	0,899	RankIQA	0,744	0,749	0,973
GM-LOG	0,591	0,804	0,941	SPF-IQA	0,633	0,848	0,930
NR-GLBP	0,537	0,804	0,825	SSEQ	0,536	0.787	0,928
PIQE	0,530	0.522	0,831	CLRIQA	0,883	0,901	0,964
BJLC	0,834	0,885	0,956	DIQA	0,825	0,884	0,975
LPSI	0,512	0,777	0,818	NRSL	0,613	0,851	0,979
FRIQUEE	0,799	0,881	0,934	NFERM	0,587	0,810	0,941
HOSA	0,606	0,793	0,940	BMPRI	0,590	0,715	0.880
CORNIA	0,598	0,733	0,942	BPRI	0,579	0,567	0,882
QAC	0,539	0,490	0,868				

ный гауссовский шум, размытие по Гауссу, сжатие алгоритмом JPEG и JPEG2000, рекомендуется применить методы BJLC, CLRIQA, SSEQ, DIQA и BMPRI, так как они показывают хорошие показатели во всех случаях в таблице 3. Исследованные метрики IQA могут быть использованы для количественных оценок качества изображений с искажениями указанных классов. Для других типов искажений требуется провести дополнительное исследование.

Также была оценена вычислительная эффективность каждой конкурирующей модели NR-IQA. Эксперименты проводились на стандартном компьютере LENOVO G50 с процессором Intel® Core™ i7-5500U CPU @ 2,4 ГГц и оперативной памятью 8 ГБ. Программная платформа – Matlab R2018a и Pyton 3.9. Время выполнения программ, затрачиваемое каждой моделью NR-IQA на оценку качества изображения, указано в таблице 4.

Процедуры, реализующие методы BRISQUE, NIQE, GM-LOG, PIQE, LPSI, QAC, MEON, NRSL, BPRI и SSEQ, выполняются быстро. Методы NR-GLBP, MRLIQ, CLRIQA, DIQA, и BMPRI имеют умеренную вычислительную сложность. Методы IL-NIQE, BJLC, CORNIA, PIPs, RankIQA, SPF-IQA требуют значительного времени для реализации. Также можно заметить, что LPSI вычисляется быстрее других конкурирующих алгоритмов NR-IQA, в то время как его точность прогнозирования является удовлетворительной. Хотя методы BRISQUE, NIQE и PIQE считаются классическими, по производительности они превосходят новейшие методы, такие как CLRIQA, BJLC, SPF-IQA. А также при оценке качества изображений демонстрируют хорошие результаты. Еще одно их преимущество, эти методы включены как стандартные функции в пакет Matlab2018a, и это значительно упрощает работу исследователя.

Таблица 3 – Сравнение значений среднего SROCC на индивидуальные искажения

Методы	JP2K	JPEG	AWGN	GB	Методы	JP2K	JPEG	AWGN	GB
BLIINDS-II	0,890	0,877	0,765	0,877	PIPs	0,900	0,877	0,881	0,896
BRISQUE	0,873	0,885	0,855	0,880	MRLIQ	0,896	0,967	0,952	0,921
NIQE	0,855	0,908	0,887	0,884	MEON	0,903	0,886	0,892	0,898
IL-NIQE	0,887	0,892	0,903	0,863	RankIQA	0,934	0,921	0,898	0,888
GM-LOG-	0,890	0,882	0,856	0,887	SPF-IQA	0,877	0,953	0,840	0,831
NR-GLBP	0,886	0,894	0,767	0,875	SSEQ	0,934	0,917	0,927	0,903
PIQE	0,885	0,848	0,908	0,869	CLRIQA	0,930	0,920	0,934	0,953
BJLC	0,953	0,956	0,969	0,951	DIQA	0,933	0,926	0,913	0,917
LPSI	0,919	0,944	0,818	0,897	NRSL	0,915	0,894	0,869	0,914
FRIQUEE	0,899	0,934	0,959	0,949	NFERM	0,885	0,909	0,859	0,880
HOSA	0,893	0,874	0,831	0,907	BMPRI	0,914	0,930	0,921	0,911
CORNIA	0,913	0,881	0,815	0,933	BPRI	0,887	0,937	0,947	0,910
QAC	0,841	0,892	0,839	0,866					

Таблица 4 – Измерение времени выполнения программы. Представлено среднее время оценки одного изображения

Методы	Time (sec/image)	Методы	Time (sec/image)	Методы	Time (sec/image)
BLIINDS-II	16,0604	HOSA	0,2519	NRSL	0,1195
BRISQUE	0,2843	CORNIA	2,4322	NFERM	19,3261
NIQE	0,0523	QAC	0,0739	BMPRI	1,3965
IL-NIQE	3,5990	PIPs	3,3422	BPRI	0,7894
GM-LOG	0,0677	MRLIQ	1,2365	DIQA	1,1356
NR-GLBP	1,6545	MEON	0,2348		
PIQE	0,2329	RankIQA	2,0831		
BJLC	3,023	SPF-IQA	2,7830		
LPSI	0,0126	SSEQ	0,4860		
FRIQUEE	7,807	CLRIQA	1,4845		

Выводы. По результатам экспериментов можно сделать вывод, что новейшие универсальные алгоритмы, имея некоторые недостатки, показывают хорошие результаты при прогнозировании качества цифровых изображений. Чтобы нахо-

дить новые решения и выявить тенденции, проводятся дальнейшие исследования алгоритмов для специфических искажений и методов повышения качества искаженных изображений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Старовойтов В.В., Голуб Ю.И. Сравнительный анализ оценок качества бинарной классификации // Информатика. – 2020. – Т. 17. – № 1. – С. 87-101.
2. Xu S., Jiang S., Min W. No-reference/blind image quality assessment: a survey // IETE Technical Review. – 2017. – Vol. 34. – No. 3. – pp. 223-245.
3. Zhai G., Min X. Perceptual image quality assessment: a survey // Science China Information Sciences. – 2020. – Vol. 63. – No. 11. – P. 211301.
4. Eldarova E., Starovoitov V., Iskakov K. Comparative analysis of universal methods no reference quality assessment of digital images // Journal of Theoretical and Applied Information Technology. – 2021. – Vol. 99. – No. 9.
5. G. Kazantsev, B.O. Mukhametzhanova, O.Yu. Suvorovsky. Corner Detection Based on Scalable Masks, 2021 IEEE International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST) – 2021.
6. Kazantsev I.G., Mukhametzhanova B.O., Suvorovsky O.Y. Corner Detection Based on Scalable Masks // 2021 IEEE International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST). – IEEE, 2021. – pp. 1-6.
7. Starovoitov V.V., Eldarova E.E., Iskakov K.T. Comparative analysis of the SSIM index and the pearson coefficient as a criterion for image similarity // Eurasian Journal of Mathematical and Computer Applications. – 2020. – Vol. 8. – No. 1. – pp. 76-90.
8. Ponomarenko, N. Image database TID2013: Peculiarities, results and perspectives / N. Ponomarenko, L. Jin, O. Ieremeiev, V. Lukin, K. Egiazarian, J. Astola, B. Vozel, K. Chehdi, M. Carli, F. Battisti, C.-C. Jay Kuo // Signal Processing: Image Communication. – 2015. – Vol. 30. – pp. 57-77.
9. C. Larson and D.M. Chandler, «Most Apparent Distortion: Full-Reference Image Quality Assessment and the Role of Strategy», Journal of Electronic Imaging, 19 (1), March 2010.
10. H.R. Sheikh, M.F. Sabir and A.C. Bovik, «A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms», IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 15. – No. 11, pp. 3440-3451, Nov. 2006.

Сандық бейнелердің сапасын эталонсыз бағалаудың әмбебап әдістеріне корреляциялық талдау

¹*ЭЛЬДАРОВА Эльмира Эльдарқызы, докторант, doctorphd_eldarova@mail.ru,

²СТАРОВОЙТОВ Валерий Васильевич, т.ф.д., профессор, valerystar@mail.ru,

¹ИСКАКОВ Казизат Тақуадинович, ф.-м.ф.д., профессор, kazizat@mail.ru,

¹Л.Н. Гумилев атындағы Еуразия ұлттық университеті, Қазақстан, Нұр-Сұлтан, Сәтпаев көшесі, 2,

²Беларусь Ұлттық ғылым академиясы, Беларусь Республикасы, Минск, Тәуелсіздік даңғылы, 66,

*автор-корреспондент.

Аңдатпа. Сандық бейнелердің сапасын тиімді бағалау үшін алгоритмнің тиімділігін анықтау қажет. Мақалада соңғы онжылдықта жасалған эталонсыз сандық бейненің сапасын бағалаудың 25 классикалық және жаңашыл әдістері қарастырылады: BLIINDS-II, BRISQUE, NIQE, IL-NIQE, GM-LOG, NR-GLBP, NR-GLBP, PIQE, VJLC, LPSI, FRIQUEE, HOSA, CORNIA, QAC, PIPs, MRLIQ, MEON, RankIQ, SPF-IQA, SSEQ, CLRIQA, BIECON, NRSL, NFERM, BMPRI, BPRI. Эксперименталды бейнелер ретінде жалпыға қолжетімді TID2013, CISQ және LIVE дерекқорларынан алынған жасанды түрде жасалған бұрмаланулары бар бейнелер және олардың сапасына берілген сараптамалық бағалар пайдаланылды. Алгоритмдерге ауқымды салыстырмалы корреляциялық талдау жүргізіледі, бейне сапасының субъективті және сандық бағалауларының арасындағы тәуелділік талданады. Әрбір бәсекелес әдістің есептеу тиімділігі бағаланады. Эксперименттік зерттеулер нәтижесінде келесідей қорытынды жасалды: жаңашыл әмбебап алгоритмдердің кейбір кемшіліктері бар, бірақ цифрлық бейнелердің сапасын болжауда жақсы нәтижелер көрсетеді.

Кілт сөздер: әмбебап әдістер, бейне сапасы, сандық бейне, бейне сапасын бағалау, эталонсыз бағалау, объективті көрсеткіштер, шу, бұлыңғырлық, сығу, алгоритм тиімділігі.

Correlation Analysis of Universal Methods no Reference Quality Assessment of Digital Images

¹*ELDAROVA Elmira, doctoral student, doctorphd_eldarova@mail.ru,

²STAROVOYTOV Valeri, Dr. of Tech. Sci., Professor, valerystar@mail.ru,

¹ISKAKOV Kazizat, Dr. of Phys. and Math. Sci., Professor, kazizat@mail.ru,

¹L.N. Gumilyov Eurasian National University, Kazakhstan, Nur-Sultan, Satpayev Street, 2,

²National Academy of Sciences of Belarus, Republic of Belarus, Minsk, Independence Avenue, 66,

*corresponding author.

Abstract. *To effectively evaluate quality of digital images, one needs to determine efficiency of the algorithm. The article examines 25 classic and latest methods for non-reference digital image quality assessment developed in the last decade: BLIINDS-II, BRISQUE, NIQE, IL-NIQE, GM-LOG, NR-GLBP, NR-GLBP, PIQE, BJLC, LPSI, FRIQUEE, HOSA, CORNIA, QAC, PIPs, MRLIQ, MEON, RankIQ, SPF-IQA, SSEQ, CLRIQA, BIECON, NRSL, NFERM, BMPRI, BPRI. Images with artificially created distortions and expert evaluations of their quality from the public databases TID2013, CISQ and LIVE served as experimental ones. A large-scale comparative correlation analysis of algorithms is carried out, the dependence between subjective and quantitative assessments of image quality is analyzed. The computational efficiency of each competing method is estimated. As a result of experimental studies, the following conclusion was made: the latest universal algorithms have some drawbacks, but show good results in predicting the quality of digital images.*

Keywords: *universal methods, image quality, digital image, image quality assessment, no-reference assessment, objective metrics, noise, blur, compression, algorithm efficiency.*

REFERENCES

1. Starovojtov V.V., Golub Ju.I. Sravnitel'nyj analiz ocenok kachestva binarnoj klassifikacii [Comparative analysis of quality assessments of binary classification]. *Informatika*. – 2020. – Vol. 17. – No. 1. – pp. 87-101.
2. Xu S., Jiang S., Min W. No-reference/blind image quality assessment: a survey // *IETE Technical Review*. – 2017. – Vol. 34. – No. 3. – pp. 223-245.
3. Zhai G., Min X. Perceptual image quality assessment: a survey // *Science China Information Sciences*. – 2020. – Vol. 63. – No. 11. – P. 211301.
4. Eldarova E., Starovoitov V., Iskakov K. Comparative analysis of universal methods no reference quality assessment of digital images // *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. – 2021. – Vol. 99. – No. 9.
5. G. Kazantsev, B.O. Mukhametzhanova, O.Yu. Suvorovsky. Corner Detection Based on Scalable Masks, 2021 IEEE International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST) – 2021.
6. Kazantsev I.G., Mukhametzhanova B.O., Suvorovsky O.Y. Corner Detection Based on Scalable Masks // 2021 IEEE International Conference on Smart Information Systems and Technologies (SIST). – IEEE, 2021. – pp. 1-6.
7. Starovoytov V.V., Eldarova E.E., Iskakov K.T. Comparative analysis of the SSIM index and the pearson coefficient as a criterion for image similarity // *Eurasian Journal of Mathematical and Computer Applications*. – 2020. – Vol. 8. – No. 1. – pp. 76-90.
8. Ponomarenko, N. Image database TID2013: Peculiarities, results and perspectives / N. Ponomarenko, L. Jin, O. Ieremeiev, V. Lukin, K. Egiazarian, J. Astola, B. Vozel, K. Chehdi, M. Carli, F. Battisti, C.-C. Jay Kuo // *Signal Processing: Image Communication*. – 2015. – Vol. 30. – pp. 57-77.
9. C. Larson and D.M. Chandler, «Most Apparent Distortion: Full-Reference Image Quality Assessment and the Role of Strategy», *Journal of Electronic Imaging*, 19 (1), March 2010.
10. H.R. Sheikh, M.F. Sabir and A.C. Bovik, «A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms», *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 15. – No. 11, pp. 3440-3451, Nov. 2006.