

## СЕКЦИЯ 5. МЕТРОЛОГИЯ И СТАНДАРТЫ



<http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2019-125-7-113-120>

*Оригинальная статья*  
*Original paper*

УДК 004; 004.93

### СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ БЕЗЭТАЛОННЫХ ОЦЕНОК РЕЗКОСТИ ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

ГОЛУБ Ю.И.<sup>1</sup>, СТАРОВОЙТОВ Ф.В.<sup>2</sup>, СТАРОВОЙТОВ В.В.<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Государственное научное учреждение «Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси», г. Минск, Республика Беларусь

<sup>2</sup>Белорусский национальный технический университет, г. Минск, Республика Беларусь

Поступила в редакцию 16 апреля 2019

© Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, 2019

**Аннотация.** В последнее время вопросы определения резкости цифровых изображений становятся все более актуальными и значимыми. Растет количество цифровых фотографий, используемых в разных областях науки и техники. Получаемые разными способами изображения могут иметь неудовлетворительное качество, поэтому важным этапом в алгоритмах обработки и анализа изображений является этап проверки качества получаемых данных. Некачественные изображения можно автоматически удалять. В статье исследуется задача автоматической оценки резкости цифровых изображений. В результате анализа научно-технической литературы были отобраны 28 функций, которые используются для анализа резкости цифровых изображений посредством вычисления множества локальных оценок. Все функции сначала вычисляют локальные оценки в окрестности каждого пиксела, затем в качестве обобщенной оценки качества всего изображения использовались средние арифметические значения локальных оценок. Тестирование показало, что множество локальных оценок резкости одного изображения чаще всего не соответствуют нормальному распределению данных. Поэтому дополнительно оценивались модифицированные варианты исследуемых функций, в которых вместо средних значений локальных оценок использовался один из параметров распределения Вейбулла (FORM, SCALE, MEAN weib, MEDIAN weib). В статье оценивались три варианта корреляции количественных оценок резкости с субъективными оценками человека-эксперта. Так как распределение локальных признаков отличается от нормального, применялись два ранговых коэффициента корреляции – Спирмена и Кендалла. Корреляция выше 0,7 означала хорошее совпадение количественных и визуальных оценок. Эксперименты выполнялись на цифровых изображениях различного качества и резкости – на искусственно размытых изображениях и на размытых в процессе съемки. Обобщая результаты выполненных экспериментов, для автоматического анализа резкости цифровых изображений предлагается использовать семь функций, которые быстро вычисляются и лучше других коррелируют с субъективными оценками резкости, выставленными человеком-экспертом.

**Ключевые слова:** оценка качества цифрового изображения, резкость изображения, размытие, нормальное распределение, распределение Вейбулла.

**Конфликт интересов.** Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

**Благодарности.** The studies were performed as part of the BRFFR F18MS-028 project.

**Для цитирования.** Голуб Ю.И., Старовойтов Ф.В., Старовойтов В.В. Сравнительный анализ безэталонных оценок резкости цифровых изображений. Доклады БГУИР. 2019; 7(125): 113-120.

## COMPARATIVE ANALYSIS OF NO-REFERENCE MEASURES FOR DIGITAL IMAGE SHARPNESS ASSESSMENT

YULIYA I. GOLUB<sup>1</sup>, FEDOR V. STAROVOITOV<sup>2</sup>, VALERY V. STAROVOITOV<sup>1</sup>

<sup>1</sup>*State Scientific Institution "The United Institute of Informatics Problems  
of the National Academy of Sciences of Belarus", Minsk, Republic of Belarus*

<sup>2</sup>*The Belarusian National Technical University, Minsk, Republic of Belarus*

*Submitted 16 April 2019*

© Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, 2019

**Abstract.** Recently, problems of digital image sharpness determination are becoming more relevant and significant. The number of digital images used in many fields of science and technology is growing. Images obtained in various ways may have unsatisfactory quality; therefore, an important step in image processing and analysis algorithms is a quality control stage of the received data. Poor quality images can be automatically deleted. In this article we study the problem of the automatic sharpness evaluation of digital images. As a result of the scientific literature analysis, 28 functions were selected that are used to analyze the clarity of digital images by calculation local estimates. All the functions first calculate local estimates in the neighborhood of every pixel, and then use the arithmetic mean as a generalized quality index. Testing have demonstrated that many estimates of local sharpness of the image often have abnormal distribution of the data. Therefore, some modified versions of the studied functions were additionally evaluated, instead of the average of local estimates, we studied the Weibull distribution parameters (FORM, SCALE, MEAN weib, MEDIAN weib). We evaluated three variants of the correlation of quantitative sharpness assessments with the subjective assessments of human experts. Since distribution of local features is abnormal, Spearman and Kendall rank correlation coefficients were used. Correlation above 0.7 means good agreement between quantitative and visual estimates. The experiments were carried out on digital images of various quality and clarity: artificially blurred images and blurred during shooting. Summing up results of the experiments, we propose to use seven functions for automatic analysis of the digital image sharpness, which are fast calculated and better correlated with the subjective sharpness evaluation.

**Keywords:** image quality assessment, image sharpness, blur, normal distribution, Weibull distribution.

**Conflict of interests.** The authors declare no conflict of interests.

**Gratitude.**

**For citation.** Golub Y.I., Starovoitov F.V., Starovoitov V.V. Comparative analysis of no-reference measures for digital image sharpness assessment. Doklady BGUIR. 2019; 7(125): 113-120.

### Введение

В настоящее время быстрыми темпами развиваются различные технологии получения цифровых изображений. При этом получаемые данные не всегда визуально имеют хорошее качество. Например, многие изображения могут быть частично или полностью размыты. В связи с этим исследовалась задача выбора безэталонных (no-reference) оценок резкости цифровых изображений, которые соответствуют визуальному анализу человека и быстро вычисляются. Тестирование проводилось на искусственно размытых и реальных (зафиксированных фотокамерами) изображениях.

В литературе для исследований оценок резкости цифровых изображений чаще всего используют следующие способы искусственного искажения изображений [1]: фильтр Гаусса (рис. 1, *b, c*), усреднение, радиальное размытие (radial blur, рис. 2, *a*), масштабирование (zoom blur, рис. 2, *b*). Также в экспериментах используются изображения, у которых размытие получено естественным путем [2], т. е. из-за движения камеры или объекта съемки (motion blur,

рис. 2, с, d), из-за малой глубины резкости (воспроизвести этот вид размытия посредством обработки изображения затруднительно, рис. 3-4).

Для оценки резкости цифровых изображений используются различные подходы:

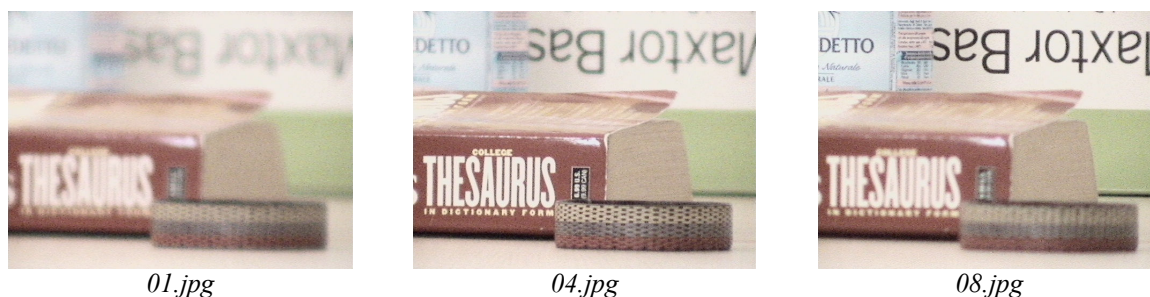
- анализ локальных градиентов (меры BEGH [3], SHAR [4] и др.);
- анализ сингулярных чисел матрицы яркостей (мера SVDB [5] и др.);
- статистические характеристики (АСМО [2] – абсолютный центральный момент, LOEN – локальная энтропия, HISE [2] – энтропия, четвертый центральный момент или эксцесс и др.);
- анализ данных после преобразования Фурье или быстрого преобразования Фурье (мера FFT и др.);
- вейвлет-преобразование и анализ параметров (меры WAVS [2], FISH [6] и др.).



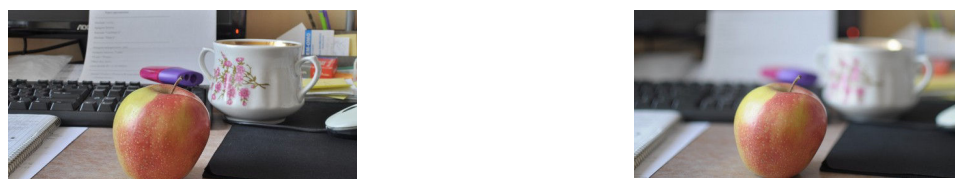
**Рис. 1.** Примеры изображений базы CSIQ [1]: *a* – исходное изображение; *b, c* – изображения после применения фильтра Гаусса с разными параметрами  
**Fig. 1.** Examples from the CSIQ image database [1]: *a* – an original image; *b, c* – images after applying the Gaussian filter with different parameters



**Рис. 2.** Примеры искусственно созданного размытия на изображениях: *a* – радиальное размытие; *b* – масштабирование; *c, d* – примеры изображений с естественным размытием (из-за движения)  
**Fig. 2.** Examples of artificially blurred images: *a* – radial blur; *b* – the zoom blur; *c, d* – motion blur



**Рис. 3.** Пример изображений с размытием из-за смещения точки фокусировки (база Pertuz [2])  
**Fig. 3.** Image examples from the Pertuz image database [2]



**Рис. 4.** Пример изображений с размытием из-за изменения глубины резкости  
**Fig. 4.** Example of blurred images with changes in the depth of field

### Экспериментальная часть

Для тестирования использовались база изображений с искусственным размытием CSIQ [1] и база изображений с естественным размытием Pertuz [2]. Количество изображений, используемых в базах данных (БД): CSIQ – 6, Pertuz – 33. Размер изображений: БД CSIQ – 512×512 пк, БД Pertuz – 640×480пк. Изображения в базах получены следующим образом: БД CSIQ – искусственно полученное размытие, т. е. применением фильтра Гаусса с различными параметрами (рис. 1); БД Pertuz естественное размытие, полученное из-за смены точки фокусировки камеры (рис. 3).

Были исследованы следующие меры оценки резкости: ACMO [2], BEGH [3], BISH [7], BREN [2], CON3 [8], CPBD [4], CURV [2], DEF [9], FFT, FISH [6], FUS [10], GORD, HELM [2], JNBM [11], MLV [2], LAPD [2], LAPM [2], LAPL, LOCC, LOEN, PSIS [12], SHAR [4], SVDB [5], SPAR [13], WAVS [2], S3 и две ее составляющие – S3\_1, S3\_2 [14]. Часть из этих мер описана и исследовалась в работах [2, 14, 15].

Для каждого изображения из используемых баз были получены массивы указанных выше локальных оценок. Все меры сначала вычисляют локальные оценки в окрестности каждого пиксела, затем в оригинальных публикациях в качестве обобщенной оценки качества всего изображения использовались средние арифметические значения локальных оценок.

На первом этапе экспериментов была проведена проверка нормальности распределения локальных оценок. Для этого было проведено следующих восемь тестов на соответствие полученных локальных признаков нормальному распределению: Shapiro-Wilk, Anderson-Darling, Chi Square, Smirnov-Cramer-Von Mises, Kolmogorov-Smirnov, Geary, Lilliefors, Jarque-Bera. Эксперименты показали (табл. 1), что множества локальных оценок качества, вычисленных для одного изображения, чаще всего не соответствуют нормальному распределению данных.

**Таблица 1.** Меры оценки качества и соответствие их локальных оценок нормальному распределению  
**Table 1.** Quality assessment measures and the conformity of their local assessments to the normal distribution

База изображений Image database	Количество тестов подтвердивших нормальность распределения данных для указанных мер качества Number of tests confirming data normality for the given measures			
	один one	один-два one-two	три three	четыре four
БД Pertuz	ACMO, BEGH, BISH, BREN, CON3, CPBD, CURV, DEF, FFT, FUS, GORD, HELM, MLV, LAPD, LAPM, LAPL, LOCC, LOEN, SHAR, SVDB, SPAR, S3, S3_1, S3_2, WAVS	–	FISH, PSIS, JNBM	–
БД CSIQ	ACMO, BEGH, BISH, BREN, CON3, CPBD, CURV, DEF, FFT, FISH, FUS, GORD, HELM, MLV, LAPD, LAPM, LAPL, LOCC, LOEN, SHAR, SVDB, SPAR, S3_1, WAVS	S3, S3_2	–	JNBM, PSIS

В статье [15] подробно описан ряд доводов в пользу использования распределения Вейбулла для аппроксимации множества локальных оценок и использования его параметров в качестве глобальных оценок качества цифровых изображений. Поэтому для глобальной оценки качества изображения использовались следующие параметры: среднее значение для нормального распределения (MEAN norm), а также среднее значение, медиана, коэффициенты масштаба и формы распределения Вейбулла (MEAN weib, MEDIAN weib, SCALE и FORM соответственно).

Для выбора наиболее подходящих функций оценки резкости использовались коэффициенты корреляции Пирсона, а также ранговой корреляции Спирмена и Кендалла, которые вычислялись для визуальных оценок (MOS) и указанных выше параметров, определенных для всех изображений. Результаты экспериментов отражены в табл. 2.

На искусственно размытых изображениях многие функции оценки корректно оценили резкость изображений, т. е. самое размытое изображение имело наименьшее значение оценки резкости, а самое четкое изображение – максимальное значение.

Для реальных изображений максимальное значение корреляции Спирмена (0,9932) показали следующие меры: BREN (MEAN norm), FUS (MEAN norm), MLV (MEAN norm), SVDB (SCALE), SPAR (MEAN weib). В скобках указан параметр, используемый в качестве финальной оценки резкости.

**Таблица 2.** Сводные результаты анализа 28 мер оценки резкости  
**Table 2.** Summary of the 28 measures for the image sharpness assessment

Название меры резкости Sharpness measure	Параметры, показывающие хорошую корреляцию с визуальной оценкой (значение корреляции больше 0,7) Parameters that show good correlation with visual assessment (correlation value is greater than 0.7)	
	Для искусственно размытых изображений (БД CSIQ) For artificially blurred images (CSIQ database)	Для изображений, размытых естественным путем (БД Pertuz) For naturally blurred images (Pertuz database)
<b>АСМО</b>	все	все
BEGH	все	все
BISH	все, кроме FORM	все, кроме FORM
BREN	все	все, кроме FORM и MEDIAN weib
CON3	все	все
<b>CPBD</b>	только MEAN norm	<b>плохая корреляция с визуальной оценкой изображений, &lt; 0,7</b>
<b>CURV</b>	все, кроме FORM	только FORM
<b>DEF</b>	все	<b>долго вычисляется; плохая корреляция с виз. оценкой изображений</b> (максимальная корреляция равна 0,73 – корреляция Спирмена для FORM; у остальных параметров корреляция меньше 0,2)
FFT	все	все, кроме FORM
FISH	все, кроме FORM	все, кроме FORM
FUS	все, кроме MEAN weib	все
GORD	все	все, кроме FORM
HELM	все	все, кроме MEDIAN weib
<b>JNBM</b>	все, кроме MEDIAN weib	только FORM, MEDIAN weib
MLV	все	MEAN norm, SCALE
LAPD	все, кроме MEAN weib	MEAN norm, MEAN weib
LAPM	все	MEAN norm
<b>LAPL</b>	все	<b>плохая корреляция с визуальной оценкой изображений, &lt; 0,7</b>
LOCC	все	MEAN norm, SCALE
LOEN	все	MEAN norm, SCALE
<b>PSIS</b>	все	все, кроме FORM
SHAR	все	MEAN norm, SCALE, MEAN weib
SVDB	все, кроме MEAN norm	все, кроме FORM
<b>SPAR</b>	все	SCALE, MEAN weib, MEDIAN weib <b>долго вычисляется</b>
<b>S3</b>	все	MEAN norm, MEAN weib <b>долго вычисляется</b>
<b>S3_1</b>	все	<b>плохая корреляция с визуальной оценкой изображений, &lt; 0,7</b> <b>долго вычисляется</b>
<b>S3_2</b>	все, кроме FORM	все, <b>долго вычисляется</b>
WAVS	все	все, кроме MEDIAN weib

Примечание: «**все**» означает пять вариантов (MEAN norm, FORM, SCALE, MEAN weib, MEDIAN weib)

На реальных изображениях для меры BISH значения корреляции Спирмена и Кендалла для всех параметров, кроме FORM, одинаковые – 0,9291 и 0,8228 соответственно, и 1 – для искусственно размытых изображений. Для Мер FFT и S3\_2 ситуация аналогична – значения коэффициентов корреляции для реальных изображений равны 0,9794 и 0,9349, для искусственных – 1 (для корреляции Спирмена и корреляции Кендалла).

К четырем мерам не применимы параметры распределения Вейбулла, так как вычисляется недостаточное количество локальных значений (их число указано в скобках для каждой меры): АСМО (256), CPBD (101), JNBM (70), PSIS (20–30).

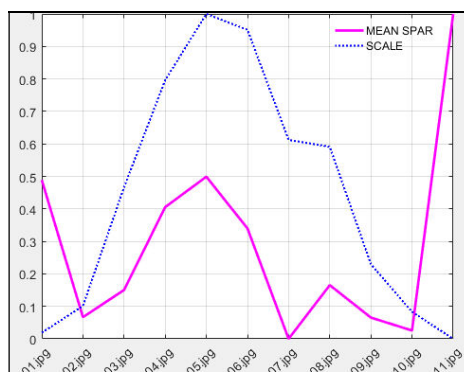
Пять мер долго вычисляются (в скобках указано время вычисления мер для полутоновых изображений размером 640×480 пк): DEF (20 с), SPAR (5 с), S3, S3\_1, S3\_2 (15 с).

Меньше всех коррелируют с визуальными оценками следующие количественные меры (особенно для естественно размытых изображений, где часть объектов представлена четко, а часть размыта, рис. 2–4): CPBD, CURV, DEF, JNBM, LAPL, SPAR, S3\_1.

Меры, перечисленные в трех последних абзацах табл. 2 (выделены жирным), не рекомендуется использовать для оценки резкости изображений.

На изображении могут быть области с разной степенью резкости, человек легко определяет их визуально. Эксперименты показали, что способ усреднения локальных оценок для единой оценки резкости изображения недостаточно точен. Например, на рис. 5 представлены графики функции SPAR для всех изображений базы Pertuz. Видно, что параметр MEAN norm выделяет изображение 11.jpg, как наиболее резкое. Визуальный анализ показывает, что оно самое размытое, а лучшими являются изображения 04.jpg, 05.jpg, 06.jpg. В то же время если вместо усреднения локальных оценок (т. е. вместо параметра MEAN norm) использовать параметр SCALE распределения Вейбулла, выбор наиболее резких изображений будет более корректным.

Экспериментально показано, что значения функций CPBD, CURV, DEF и S3\_1 на базе изображений Pertuz не совпадают с визуальными оценками резкости изображений.



**Рис. 5.** График средних значений локальных оценок SPAR (непрерывная линия), график параметра SCALE распределения Вейбулла (штриховая линия); максимум на графиках указывает на наиболее резкое изображение. Количественные оценки на графике были нормализованы к диапазону [0, 1]

**Fig. 5.** Graph of the mean local values SPAR (solid line), graph of the SCALE parameter of the Weibull distribution (dashed line); the maximum in the graphs indicates the sharpest image. Quantitative estimates on the graph were normalized in the range [0, 1]

### Заключение

В результате анализа научно-технической литературы были отобраны 28 функций, которые используются для анализа резкости цифровых изображений посредством вычисления множества локальных оценок. Они были протестированы на двух множествах изображений различного качества и резкости. Эксперименты выполнены не только на искусственно размытых изображениях, но и на размытых в процессе съемки.

Тестирование показало, что множество локальных оценок резкости в пределах одного изображения чаще всего не соответствует нормальному распределению данных. Поэтому дополнительно оценивались модифицированные варианты исследуемых функций, в которых вместо средних значений локальных оценок использовался один из параметров распределения Вейбулла (FORM, SCALE, MEAN weib, MEDIAN weib).

В статье оценивались три варианта корреляции количественных оценок резкости с субъективными оценками. Так как распределение локальных признаков отличается от нормального, применялись два ранговых коэффициента корреляции Спирмена и Кендалла. Корреляция выше 0,7 означала хорошее совпадение количественных и визуальных оценок.

В работе [14] исследовалась задача автоматического выбора визуально наиболее резких изображений с помощью безэталонных оценок качества. В работе [15] при решении этой же задачи дополнительно оценивались параметры распределения Вейбулла FORM и SCALE как глобальные меры вместо средних значений для множества локальных оценок. Экспериментально показано, что некоторые оценки качества изображений, вычисляемые данными функциями, можно сделать более точными посредством использования параметров распределения Вейбулла вместо усреднения значений локальных оценок.

Обобщая результаты выполненных экспериментов, для автоматического анализа резкости цифровых изображений предлагается использовать следующие меры и их варианты: BREN (MEAN norm, SCALE, MEAN weib), FFT (MEAN norm, SCALE, MEAN weib, MEDIAN

weib), GRAE (SCALE), GRAT (SCALE), LOCC (MEAN norm, SCALE), LOEN (MEAN norm, SCALE), SVD (SCALE). Они вычисляются быстрее других функций и лучше коррелируют с субъективными оценками резкости изображений.

### Список литературы

1. Larson E.C., Chandler D.M. Most apparent distortion: full-reference image quality assessment and the role of strategy. *Journal of Electronic Imaging*. 2010;19(1):011006. DOI:10.1117/1.3267105.
2. Pertuz S., Puig D., Garcia M.A. Analysis of focus measure operators for shape-from-focus. *Pattern Recognition*. 2013;46(5):1415-1432. DOI: 10.1016/j.patcog.2012.11.011.
3. Beghdadi A., Le Negrata A. Contrast enhancement technique based on local detection of edges. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. 1989;46(2):162-174. DOI: 10.1016/0734-189X(89)90166-7.
4. Narvekar N.D., Karam L.J. A no-reference perceptual image sharpness metric based on a cumulative probability of blur detection. *2009 International Workshop on Quality of Multimedia Experience*. 2009; 87-91. DOI: 10.1109/QOMEX.2009.5246972.
5. Sang Q., Qi H., Wu X., Li C., Bovik A. C. No-reference image blur index based on singular value curve. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2014;25(7):1625-1630. DOI: 10.1016/j.jvcir.2014.08.002.
6. Vu P.V., Chandler D.M. A fast wavelet-based algorithm for global and local image sharpness estimation. *IEEE Signal Processing Letters*. 2012;19(7):423-426. DOI: 10.1109/LSP.2012.2199980.
7. Gvozden G., Grgic S., Grgic M. Blind image sharpness assessment based on local contrast map statistics. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2018;50: 145-158. DOI: 10.1016/j.jvcir.2017.11.017.
8. Guan J., Zhang W., Gu J., Ren H. No-reference blur assessment based on edge modeling. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2015; 29:1-7. DOI: 10.1016/j.jvcir.2015.01.007.
9. Zhuo S., Sim T. Defocus map estimation from a single image. *Pattern Recognition*. 2011;44(9):1852-1858. DOI: 10.1109/TIP.2016.2617460.
10. Tian J., Chen L., Ma L., Yu W. Multi-focus image fusion using a bilateral gradient-based sharpness criterion. *Optics communications*. 2011;284(1):80-87. DOI: doi.org/10.1016/j.optcom.2010.08.085.
11. Ferzli R., Karam L.J. A no-reference objective image sharpness metric based on the notion of just noticeable blur (JNB). *IEEE Transactions on Image Processing*. 2009;18(4):717-728. DOI: 10.1109/TIP.2008.2011760.
12. Feichtenhofer C., Fassold H., Schallauer P. A perceptual image sharpness metric based on local edge gradient analysis. *IEEE Signal Processing Letters*. 2013;20(4):379-382. DOI: 10.1109/LSP.2013.2248711.
13. Bahrami K., Kot A.C. A fast approach for no-reference image sharpness assessment based on maximum local variation. *IEEE Signal Processing Letters*. 2014;21(6):751-755. DOI: 10.1109/LSP.2014.2314487.
14. Старовойтов В.В., Старовойтов Ф.В. Сравнительный анализ безэталонных мер оценки качества цифровых изображений. *Системный анализ и прикладная информатика*. 2017; 1:24-31. DOI: 10.21122/2309-4923-2017-1-24-32.
15. Старовойтов Ф.В., Старовойтов В.В. Параметры кривой распределения локальных оценок как меры качества изображений. *Системный анализ и прикладная информатика*. 2018; 3:26-41. DOI: 10.21122/2309-4923-2018-3-26-41.

### References

1. Larson E.C., Chandler D.M. Most apparent distortion: full-reference image quality assessment and the role of strategy. *Journal of Electronic Imaging*. 2010;19(1):011006. DOI:10.1117/1.3267105.
2. Pertuz S., Puig D., Garcia M.A. Analysis of focus measure operators for shape-from-focus. *Pattern Recognition*. 2013;46(5):1415-1432. DOI: 10.1016/j.patcog.2012.11.011.
3. Beghdadi A., Le Negrata A. Contrast enhancement technique based on local detection of edges. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. 1989;46(2):162-174. DOI: 10.1016/0734-189X(89)90166-7.
4. Narvekar N.D., Karam L.J. A no-reference perceptual image sharpness metric based on a cumulative probability of blur detection. *2009 International Workshop on Quality of Multimedia Experience*. 2009; 87-91. DOI: 10.1109/QOMEX.2009.5246972.
5. Sang Q., Qi H., Wu X., Li C., Bovik A. C. No-reference image blur index based on singular value curve. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2014;25(7):1625-1630. DOI: 10.1016/j.jvcir.2014.08.002.
6. Vu P.V., Chandler D.M. A fast wavelet-based algorithm for global and local image sharpness estimation. *IEEE Signal Processing Letters*. 2012;19(7):423-426. DOI: 10.1109/LSP.2012.2199980.
7. Gvozden G., Grgic S., Grgic M. Blind image sharpness assessment based on local contrast map statistics. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2018; 50:145-158. DOI: 10.1016/j.jvcir.2017.11.017.
8. Guan J., Zhang W., Gu J., Ren H. No-reference blur assessment based on edge modeling. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2015; 29:1-7. DOI: 10.1016/j.jvcir.2015.01.007.

9. Zhuo S., Sim T. Defocus map estimation from a single image. *Pattern Recognition*. 2011;44(9):1852-1858. DOI: 10.1109/TIP.2016.2617460.
10. Tian J., Chen L., Ma L., Yu W. Multi-focus image fusion using a bilateral gradient-based sharpness criterion. *Optics communications*. 2011;284(1):80-87. DOI: doi.org/10.1016/j.optcom.2010.08.085.
11. Ferzli R., Karam L.J. A no-reference objective image sharpness metric based on the notion of just noticeable blur (JNB). *IEEE Transactions on Image Processing*. 2009;18(4):717-728. DOI: 10.1109/TIP.2008.2011760.
12. Feichtenhofer C., Fassold H., Schallauer P. A perceptual image sharpness metric based on local edge gradient analysis. *IEEE Signal Processing Letters*. 2013;20(4):379-382. DOI: 10.1109/LSP.2013.2248711.
13. Bahrami K., Kot A.C. A fast approach for no-reference image sharpness assessment based on maximum local variation. *IEEE Signal Processing Letters*. 2014;21(6):751-755. DOI: 10.1109/LSP.2014.2314487.
14. Starovoitov V.V., Starovoitov F.V. Comparative analysis of no-reference quality measures for digital images. *System analysis and applied information science*. 2017; 1:24-31. (In Russ.). DOI: 10.21122/2309-4923-2017-1-24-32.
15. Starovoitov F.V., Starovoitov V.V. Parameters of the curve of local estimate distribution as image quality measures. *System analysis and applied information science*. 2018; 3:26-41. (In Russ.). DOI: 10.21122/2309-4923-2018-3-26-41.

### Вклад авторов

Голуб Ю.И. выполнила сбор данных, статистический анализ результатов, написание статьи.  
Старовойтов Ф.В. выполнил обработку данных, их анализ, программирование и оформление статьи.  
Старовойтов В.В. разработал концепцию исследования, выполнил интерпретацию результатов.

### Authors contribution

Golub Yu.I. made data collection, statistical analysis of the results, writing the paper.  
Starovoitov F.V. made data processing, their analysis and interpretation, paper formalization.  
Starovoitov V.V. developed the research concept, made results interpretation.

### Сведения об авторах

Голуб Ю.И., к.т.н., старший научный сотрудник  
Объединенного института проблем информатики  
Национальной академии наук Беларуси.

Старовойтов Ф.В., аспирант Белорусского национального  
технического университета.

Старовойтов В.В., д.т.н., профессор, лауреат  
Государственной премии Республики Беларусь,  
главный научный сотрудник Объединенного  
института проблем информатики Национальной  
академии наук Беларуси.

### Information about the authors

Golub Y.I., PhD, Senior Researcher of United  
Institute of Informatics Problems of the National  
Academy of Sciences of Belarus.

Starovoitov F.V., PG student of Belarusian National  
Technical University.

Starovoitov V.V., D.Sci, Professor, laureate of State  
Prize of the Republic of Belarus, Chief Researcher  
of United Institute of Informatics Problems  
of the National Academy of Sciences of Belarus.

### Адрес для корреспонденции

220012, Республика Беларусь,  
г. Минск, ул. Сурганова, 6,  
ОИПИ НАН Беларуси  
тел. +375-17-284-21-61;  
e-mail: 6423506@gmail.com.  
Голуб Юлия Игоревна

### Address for correspondence

220012, Republic of Belarus,  
Minsk, Surganova str., 6,  
UIIP NAS of Belarus  
tel. +375-17-284-21-61;  
e-mail: 6423506@gmail.com  
Golub Yuliya Igorevna