

**Э. Э. ЭЛЬДАРОВА\*, Н. Б. БАЙТЕМИРОВА**

*Евразийский национальный университет имени Л.Ю.Гумилева,  
Нур-Султан, Казахстан, doctorphd\_eldarova@mail.ru  
Атырауский университет им.Х.Досмухамедова,  
Атырау, Казахстан, bnb-84@mail.ru*

## **ПОВЫШЕНИЕ ВИЗУАЛЬНОГО КАЧЕСТВА РАЗМЫТЫХ ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

*Цель устранения размытия изображения заключается в восстановлении четкого изображения с необходимой структурой краев и четкими деталями из входного размытого изображения. Эффект размытия изображения возникает по разным причинам, например, движением или фокусным расстоянием, дрожанием камеры, движением объекта или расфокусировкой. Так как на практике параметры размытия неизвестны или известны лишь приблизительно по характеру видимых искажений, в данном исследовании рассматриваются методы устранения размытия изображения вслепую. В статье исследуются новейшие алгоритмы слепого устранения размытия, разработанные за последние пять лет: SVRNN, SRN, RCGAN, Gao et al., DMPHN, DeblurGAN, MBMF, MSCNN, DeblurGAN-v2, EDPN, RCAN, MSRN, GFN, SelfDeblur. Задачей исследования является выбор наиболее эффективного метода устранения размытости для дальнейшего применения при разработке программных обеспечений для улучшения визуальных качеств цифровых изображений. Эксперименты продемонстрировали, что недавно разработанные методы сходятся быстрее, чем более ранние алгоритмы и способны извлекать изображение, более согласованное с субъективным мнением экспертов. Лучшим методом восстановления размытых изображений на сегодняшний день является DeblurGAN-v2, EDPN и DBGAN(+).*

***Ключевые слова:** качество изображения, цифровое изображение, размытия изображений, безэталонная оценка, объективные показатели.*

**Введение.** Устранение размытости изображения является важной задачей в области компьютерного зрения и обработки изображений. Задача устранения размытия, направленная на восстановление резкости изображений, привлекла исследователей для удовлетворения потребностей растущих пользователей ручных камер и поддержки различных задач компьютерного зрения, таких как обнаружение объектов и сегментация изображений. Изображение является четким, если мы можем правильно воспринимать форму всех его объектов. Например, изображение лица является четким, если мы можем распознать губы, глаза, нос и т.д. Формы содержащихся в нем объектов распознаются по его краям. Таким образом, цель устранения размытия изображения заключается в восстановлении четкого изображения с необходимой структурой краев и четкими деталями из входного размытого изображения. Эффект размытия изображения возникает по разным причинам, например, движением или фокусным расстоянием, дрожанием камеры, движением объекта или расфокусировкой. Процесс размытия можно математически моделировать следующим образом [1-4]:

$$I_B = K * I_S + N ,$$

---

\* E-mail корреспондирующего автора: doctorphd\_eldarova@mail.ru

где  $I_B$  и  $I_S$  – размытые и резкие изображения соответственно.  $K$  – неизвестное (слепое) или известное (неслепое) ядро размытия, а  $N$  – шум,  $*$  – операция свертки.

В зависимости от того, что известно о ядре размытия  $K$ , задачи устранения размытия можно разделить на две категории: неслепое устранение размытия и слепое устранение размытия. Неслепое устранение размытия основано на предположении, что ядро размытия  $K$  известно, тогда как слепое устранение размытия основано на предположении, что оно не известно.

Неслепое устранение размытия часто предполагает, что эффект размытия является однородным и моделирует процесс размытия с помощью свертки с заданным фильтром нижних частот. Основное внимание при неслепом удалении размытия уделяется разработке подходящих априорных значений для упорядочения четких изображений, чтобы подавить увеличение шума измерения при обращении процесса свертки. Наиболее известные методы неслепоего устранения размытия опубликованы в работах Chan and Wong, 1998, Cai et al., 2009, Bao et al., 2016, Javaran et al., 2017, Danielyan et al., 2011; Quan et al., 2014, Zhang et al., 2017; Kruse 5 et al., 2017, Tai et al., 2010, Whyte et al., 2012.

В зависимости от настройки эффектов размытия существующие подходы слепого устранения размытия можно разделить на две категории: слепое устранение размытия при равномерном движении объекта, при котором предполагается, что размытие создается путем свертки с неизвестным ядром и слепое удаление размытия при неравномерном движении, при котором учитываются сложные пространственно изменяющиеся эффекты размытия. Слепые методы удаления размытия при равномерном движении также предполагают, что размытие является равномерным, и размытие моделируют с помощью свертки с неизвестным ядром размытия. По сравнению с неслепыми, слепые методы однородного устранения размытия направлены на построение ядра размытия. Как только ядро определено, изображение можно восстановить, вызвав какой-нибудь неслепой метод корректировки размытия. Многие существующие слепые методы при равномерном движении оценивают ядро размытия на основе выбранных сильных краев изображения: Cho and Lee, 2009, Sun et al., 2013, Wang et al., 2018, Schuler et al., 2015, Ren et al., 2016, Pan et al., 2016, Yang and Ji, 2019. Существует ряд подходов слепого устранения размытия при неравномерном движении: Sun et al., 2015, Gong et al., 2017, Nah et al., 2017, Xin et al., 2018, Gao et al., 2019, Zhang et al., 2018, Zhang et al., 2019, Zhang et al., 2019, Kupyn et al., 2018, Liu et al., 2018, Xin et al., 2018, Quan et al. 2020,

Задача устранения размытия слепого изображения широко распространена во многих технических областях, таких как астрономические изображения, рентгенография, оптика, фотография, приложения отслеживания движений и многие другие. Так как на практике параметры размытия неизвестны или известны лишь приблизительно по характеру видимых искажений, в данном исследовании рассматриваются методы устранения размытия изображения вслепую или так называемые методы слепой деконволюции.

Исследователи разработали множество алгоритмов и методов для повышения качества размытых цифровых изображений. Соответственно, проводится множество исследований и эксперименты для оценки производительности алгоритмов устра-

нения размытия. Анализируя [5-7] и другие множество исследований, связанных с данной работой, можно сделать вывод, что за последние десятилетия был достигнут значительный прогресс, о чем свидетельствует появление ряда современных методов, хорошо коррелирующих с субъективными оценками качества изображений. Однако экспериментальные результаты также показывают, что некоторые методы не позволяют оценить качество реалистичных размытых изображений. Это свидетельствует о важности методов NR-IQA, специфичных для размытия.

**Методы и материалы.** Мы оцениваем алгоритмы слепого устранения размытия, разработанные в последние пять лет: SVRNN (Zhang J. et al.,2018), SRN (Tao X. et al.,2018), RCGAN (Zhang H. et al.,2019), Gao et al.,( Gao H. et al.,2019), DMPHN (Kupyn O. et al.,2018), DeblurGAN (Gong D. et al.,2017 ), MBMF (Nah S., Hyun Kim T., Mu Lee K.,2017), MSCNN (Kupyn O. et al.,2019), DeblurGAN-v2 (Xu R. et al.,2021), EDPN (Zhang Y. et al.,2018), RCAN (Li J. et al.,2018), MSRN (Zhang X. et al.,2018), GFN (Ren D. et al.,2020), SelfDeblur (Zhang K. et al.,2020). Задача исследования – выбрать наиболее эффективный метод устранения размытия для дальнейшего применения при разработке программных обеспечений для повышения визуальных качеств цифровых изображений. Мы оценили эти методы с использованием общедоступных кодов.

В качестве данных для проверки и тестирования используется набор данных Lai [6]. Набор данных Lai состоит из реальных и синтезированных размытых изображений. Реальный набор данных содержит 100 реальных размытых изображений, снятых в разных сценариях. Все эти размытые изображения классифицируются со следующими пятью атрибутами: искусственные (66), естественные (14), люди/лица (12), насыщенные (28) и текстовые (17). У реальных изображений нет чистых копий, что делает невозможным количественную оценку путем сравнения с эталоном. Синтезированный набор данных включает 25 четких изображений, из которых синтезировали 100 неоднородных и 100 однородных размытых изображений. Синтезированный набор данных имеет вышеупомянутые пять атрибутов, и каждая группа имеет не менее пяти изображений.



**Рисунок 1** – Примеры изображений атрибутами в реальном наборе данных.

Оценка изображений выполняется двумя методами типа FR и NR (сравнения с эталоном и безэталонная оценка). В качестве FR метода использовали и сравнили известные SSIM и PSNR [8], широко рекомендованные исследователями PieAPP [9], DISTS [10] и новейшие методы IQT [11], IQMA [12]. Стоит отметить, что методы IQT и IQMA являются победителями конкурса NTIRE 2021 по оценке качества изображения (IQA), проводимой совместно с семинаром «Новые тенденции в восстановлении и улучшении изображения» (NTIRE) на конференции CVPR 2021 [13]. Цель этого конкурса состояла в том, чтобы получить метод оценки качества изображения,

способный точнее оценить сходство между исправленными искаженными изображениями и эталонными изображениями с наилучшей корреляцией с экспертной оценкой MOS. Методы IQT и IQMA достигают оценки SRCC выше 0,79 и оценки PLCC 0,780 на базе изображений PIPAL, что превосходит самые высокие оценки существующих алгоритмов (SRCC <0,65 и PLCC <0.68), такие как LPIPS, VGG, PieAPP, DISTIS, SWD, FSIM, SSIM, PSNR.

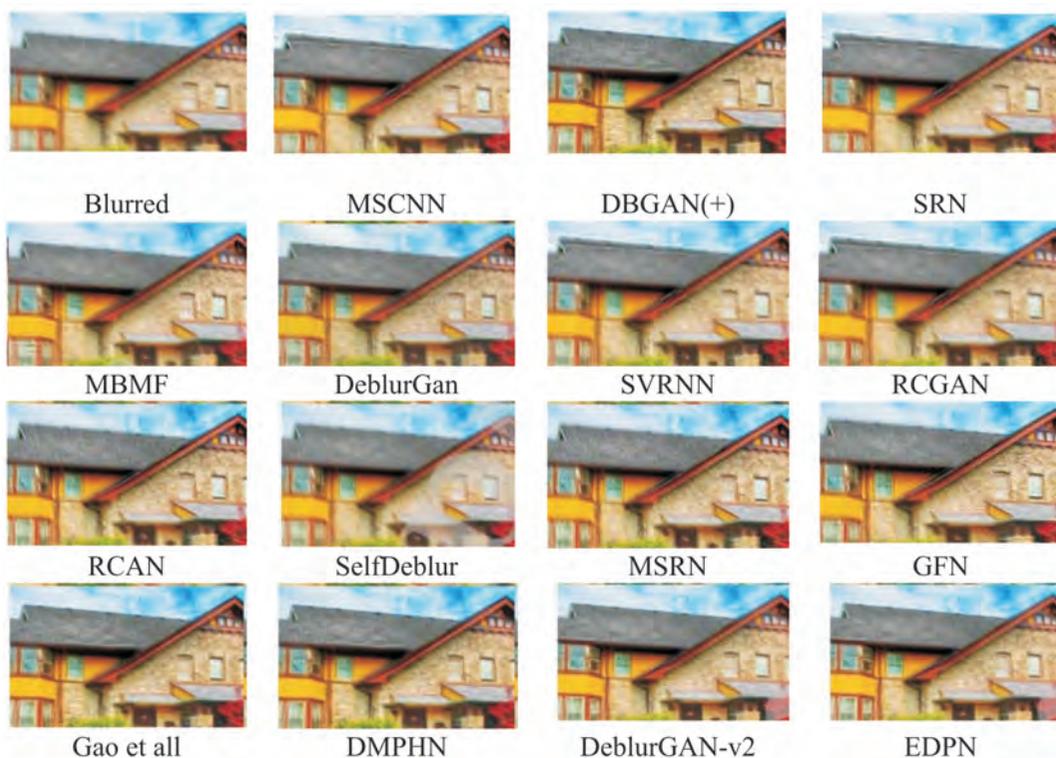
Для выбора безэталонной оценки качества восстановленных размытых изображений использовали классические и новейшие методы, такие как Li et al. [14], BIBLE [15], SPARISH [16], Javaran T. et al.[17], Zhang S. Q. et al[18], Liu L. et al.[19], NSSIM [20], которые более согласованы с субъективными оценками по сравнению с другими методами.

**Таблица 1** – Сравнение характеристик PLCC и SRCC для различных оценочных мер на наборе данных Lai

Меры	Lai's синтетика		Lai's real		Меры	Lai's синтетика		Lai's real	
	PLCC	SRCC	PLCC	SRCC		PLCC	SRCC	PLCC	SRCC
FR методы					NR методы				
SSIM	0,5435	0,5336			LI	0.7013	0.6024	0.3901	0.3161
PSNR	0,5102	0,4477			BIBLE	0.7943	0.6888	0.3606	0.3165
PieAPP	0.7974	0.6074			SPARISH	0.5254	0.4448	0.2704	0.2717
DISTS	0.7873	0.6548			Javaran T. et al.	0.8770	0.7685	0.4018	0.4935
IQT	<b>0.8896</b>	<b>0.8011</b>			Zhang S. Q. et al	<b>0.8104</b>	<b>0.6843</b>	<b>0.6115</b>	<b>0.5352</b>
IQMA	0.8803	0.7009			Zhang S. Q. et al	0.7912	0.7801	0.4952	0.5001
					Liu L. et al.	0.7912	0.7801	0.4952	0.5001
					NSSIM	0.7832	0.6711	0.4941	0.4052

Так как в качестве данных для проверки и тестирования используется набор данных Lai, все сравниваемые меры проверяем на согласованность с субъективными оценками по базе Lai. Результаты проверки показаны в таблице 1. Из Таблицы 1 легко понять, что сравниваемые метрики размытия не очень хорошо работают на реальных размытых изображениях. Многие значения ниже 0,5. Метрики IQT, Zhang S. Q. et al дают лучшие результаты с точки зрения PLCC и SRCC. Для синтетических размытых изображений большинство оценок лучше согласуется с субъективными оценками, имея корреляционные значения выше 0,7. Таким образом, анализируя результаты, приведенные в таблице 1, для оценки методов устранения размытия следует выбирать оценки IQT и Zhang S. Q. et al.

**Обсуждение результатов эксперимента.** Примеры слепого устранения размытия, примененного к неоднородному набору данных Lai, приведены на рисунке 2.



**Рисунок 2** – Примеры применения разных методов обработки на синтетических размытых изображениях

Методы на основе CNN (MSCNN, MBMF) предназначены для динамического устранения размытия сцены. Однако эти методы не могут устранить сильные (размытие из-за ограниченного рецепторного поля в их сетях). Сеть MBMF (Gong et al., 2017) сопоставляет размытое изображение с полем движения. MBMF необходимо обучать на наборе данных, состоящем из размытых изображений и соответствующих полей векторов движения. Гонг и др. (2017) произвели размытие путем синтеза трехмерных движений, состоящих из перемещений по осям  $x$ ,  $y$  и  $z$  и вращения вокруг оси  $z$ , которых достаточно для имитации эффектов камеры, таких как масштабирование. Чтобы решить проблему динамического устранения размытия сцены, MSCNN используют многомасштабную схему и структуру глубокой сети для покрытия большого *рецепторного* поля. Кроме того, размеры их сетей слишком велики, так как сеть должна обрабатывать разные размытия с одинаковым весом.

По сравнению с методами MSCNN, MBMF, метод SVRNN генерирует гораздо более четкие изображения с более четкой структурой и символами. SRN устраняет размытие наравне с MSCNN, но быстро реализуется (1,87с).

Модель Gao et al в целом дает лучшие результаты, чем модели MSCNN и SRN. А также довольно хорошо справляется с неоднородными и высокодинамичными сценами по сравнению с другими, как показано на рисунке 2. DeblurGAN по объективной

шкале уступает SRN. А модель DeblurGAN-v2 демонстрирует явно более высокое визуальное качество по сравнению с SRN, что делает его лучшим с точки зрения субъективной оценки качества результирующего изображения. Результаты устранения размытия методами MSRN и RCAN визуально одинаковы, и объективные показатели менее различные. EDPN превосходит методы RCAN, GFN, MSRN, SRN. DBGAN(+) и SelfDeblur дает хорошие результаты на динамических размытых изображениях, превосходя другие методы.

Результаты устранения размытия реальных изображений из набора данных показаны на рисунках 3 и 4.

В целом SVRNN (Zhang et al., 2018) и SRN (Tao et al., 2018) дают наилучшие результаты. SVRNN особенно хорошо восстанавливает изображения, содержащие объекты с высокой пространственной частотой, такие как текст. Среди многомасштабных методов обучения SRN, который имеет общий вес, превосходит MSCNN (Nah et al., 2017), который их не имеет. Метод ядерной оценки MBMF (Gong et al., 2017) не дает достаточно четких изображений. Ни один из методов не смог восстановить очень размытые изображения, показанные на рисунке 3.

Метод SelfDeblur дает удовлетворительные результаты на реальных размытых изображениях, превосходя другие методы. Из рис. 3 видно, что изображения, обработанные методом SelfDeblur, содержат меньше шумов, чем обработанные методами MBMF и DeblurGAN, а также имеют визуально более реалистичные структуры и текстуру.

По сравнению с методами MSCNN и SRN метод DBGAN(+) обеспечивает лучшее восстановление на реальных размытых изображениях. Модели Gao et al, DBGAN(+) и EDPN успешно восстанавливают узнаваемые детали текста, чем другие.

По сравнению с другими методами, методы DBGAN(+), DeblurGAN-v2 EDPN и Gao et al имеют тенденцию восстанавливать более четкие детали, как показано на рисунках 3 и 4, и обеспечивают хорошее восстановление на реальных размытых изображениях.

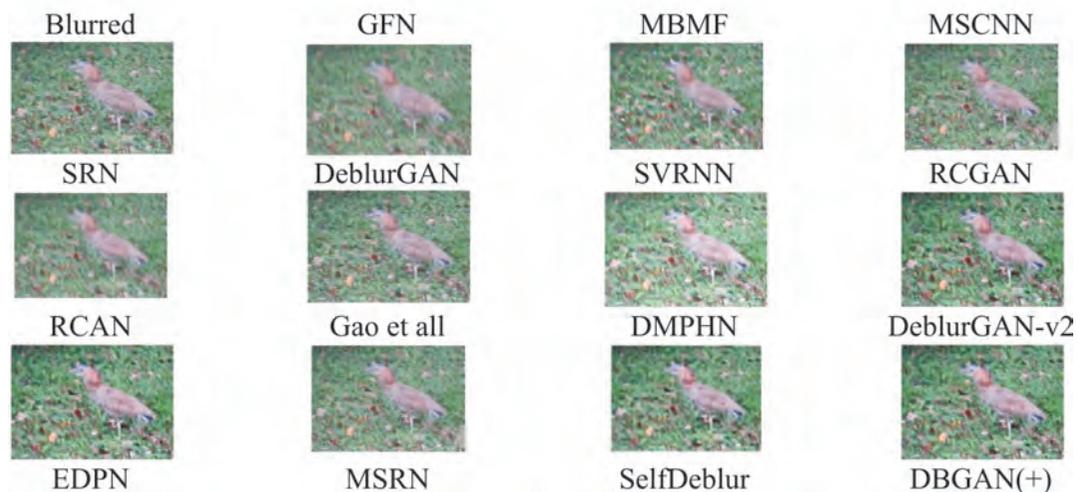
В таблице 2 показаны значения оценок как для реальных, так и для синтезированных наборов данных. Методы DeblurGAN-v2, EDPN и DBGAN(+) имеют более высокие оценки на синтезированном и реальном наборах данных.

**Таблице 2** – Среднее значение оценок для реальных и синтезированных наборов данных.

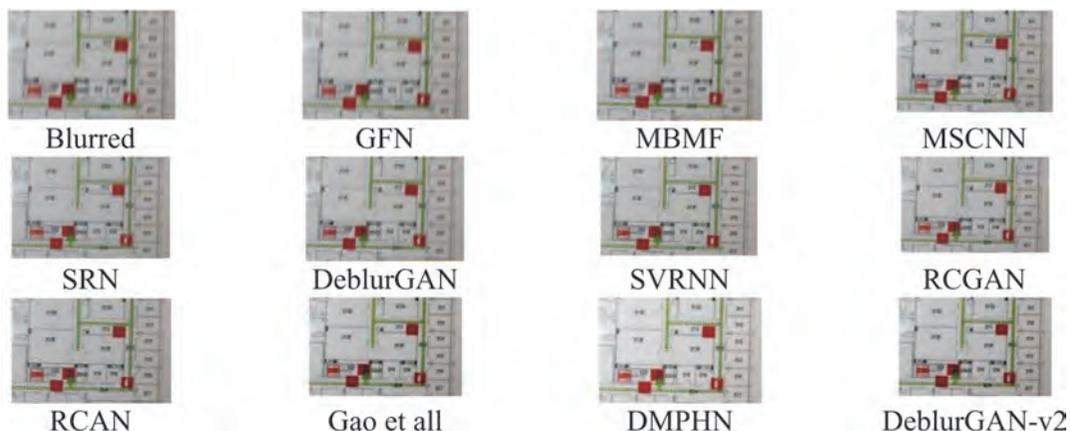
№	Методы	time	Synthetic Dataset		Real Dataset
			IQT	Zhang S. Q. et al	Zhang S. Q. et al
1	2	3	4	5	6
1	SVRNN	1,20	0,831	25,19	23,69
2	SRN	1,30	0,834	25,26	23,98
3	RCGAN	1,42	0,812	26,28	24,37
4	Gao et al	1,60	0,848	25,98	23,92
5	DMPHN	1,75	0,845	24,20	22,25
6	DeblurGAN	0,85	0,858	26,70	22,17

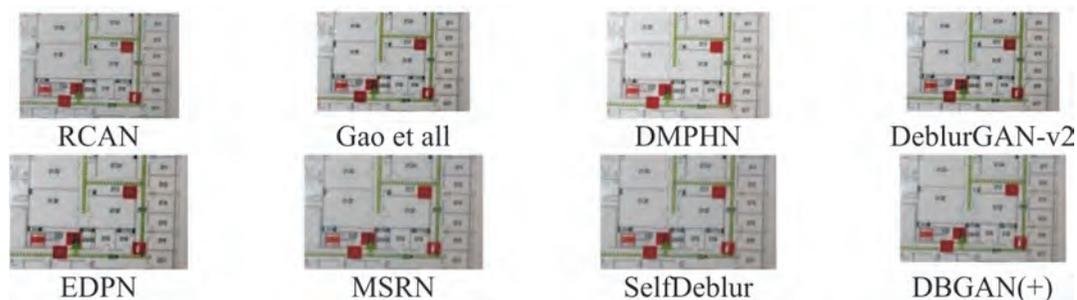
Окончание таблицы 2

1	2	3	4	5	6
7	MBMF	135,00	0,725	24,98	22,38
8	MSCNN	2,88	0,714	24,98	22,96
9	DeblurGAN-v2	0,06	<b>0,934</b>	<b>28,55</b>	<b>26,23</b>
10	EDPN	0,22	<b>0,909</b>	<b>29,31</b>	<b>26,31</b>
11	RCAN	0,10	0,811	25,62	23,15
12	MSRN	0,04	0,803	25,17	23,65
13	GFN	0,05	0,786	21,74	19,91
14	SelfDeblur	124,00	0,792	22,97	20,97
15	DBGAN(+)	0,75	<b>0,942</b>	27,79	25,53



**Рисунок 3** – Результаты устранения размытия на реальном изображении из набора данных Lai, принадлежащем атрибуту «Естественный»





**Рисунок 4** – Результаты устранения размытия на реальном изображении из набора данных Lai, принадлежащие атрибуту «Текст»

**Заключение.** В этой главе описаны крупномасштабные эксперименты по оценке качества восстановления размытых изображений современными алгоритмами как на реальных, так и на синтезированных наборах данных.

Обсуждаемые методы потенциально способны восстановить изображение в отсутствие знаний о функции размытия точки. Представлены результаты нескольких численных экспериментов для объективного подтверждения достоинств и недостатков методов. Эксперименты продемонстрировали, что недавно разработанные методы сходятся быстрее, чем более ранние алгоритмы, и способны извлекать изображение, более согласованное с субъективным мнением экспертов.

Лучшим методом восстановления размытых изображений на сегодняшний день является DeblurGAN-v2, EDPN и DBGAN(+).

## ЛИТЕРАТУРА

- 1 Sahu S., Lenka M. K., Sa P. K. Blind deblurring using deep learning: A survey //arXiv preprint arXiv:1907.10128. – 2019.
- 2 Zhang K. et al. Deep Image Deblurring: A Survey //arXiv preprint arXiv:2201.10700. – 2022.
- 3 Li C. M. A Survey on Image Deblurring //arXiv preprint arXiv:2202.07456. – 2022.
- 4 Xue Z. Blind Image Deblurring: a Review //arXiv preprint arXiv:2201.10522. – 2022.
- 5 El-Henawy I. M., Amin A. E., Kareem Ahmed H. A. A comparative study on image deblurring techniques //International Journal of Advances in Computer Science and Technology (IJACST). – 2014. – Т. 3. – №. 12. – С. 01-08.
- 6 Lai W. S. et al. A comparative study for single image blind deblurring //Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2016. – С. 1701-1709.
- 7 Голуб Ю. И., Старовойтов Ф. В., Старовойтов В. В. Сравнительный анализ безэталонных оценок резкости цифровых изображений //Доклады Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники. – 2019. – №. S7 (125). – С. 113-120.
- 8 Wang Z. et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity //IEEE transactions on image processing. – 2004. – Т. 13. – №. 4. – С. 600-612.
- 9 Prashnani E. et al. Pieapp: Perceptual image-error assessment through pairwise preference // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2018. – С. 1808-1817.
- 10 Ding K. et al. Image quality assessment: Unifying structure and texture similarity //arXiv preprint arXiv:2004.07728. – 2020.

- 11 Cheon M. et al. Perceptual image quality assessment with transformers //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2021. – С. 433-442.
- 12 Guo H. et al. Iqma network: Image quality multi-scale assessment network //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2021. – С. 443-452.
- 13 Gu J. et al. NTIRE 2021 challenge on perceptual image quality assessment //Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2021. – С. 677-690.
- 14 Li L. et al. No-reference quality assessment of deblurred images based on natural scene statistics //IEEE Access. – 2017. – Т. 5. – С. 2163-2171.
- 15 Li L. et al. No-reference image blur assessment based on discrete orthogonal moments //IEEE transactions on cybernetics. – 2015. – Т. 46. – №. 1. – С. 39-50.
- 16 Li L. et al. Image sharpness assessment by sparse representation //IEEE Transactions on Multimedia. – 2016. – Т. 18. – №. 6. – С. 1085-1097.
- 17 Askari Javarani T., Alidadi A., Arab S. R. A No-Reference Blur Metric based on Second-Order Gradients of Image //Journal of AI and Data Mining. – 2021. – Т. 9. – №. 1. – С. 11-18.
- 18 Zhang S. et al. No-reference image blur assessment based on response function of singular values //Symmetry. – 2018. – Т. 10. – №. 8. – С. 304.
- 19 Liu L. et al. Blind image blur metric based on orientation-aware local patterns //Signal Processing: Image Communication. – 2020. – Т. 80. – С. 115654.
- 20 Zhang H. et al. No-reference blurred image quality assessment by structural similarity index //Applied Sciences. – 2018. – Т. 8. – №. 10. – С. 2003.

### **Э. Э. ЭЛЬДАРОВА, Н. Б. БАЙТЕМИРОВА**

*Л.Ю.Гумилев атындағы Евразиялық ұлттық университеті,  
Нұр-Сұлтан, Қазақстан, doctorphd\_eldarova@mail.ru  
Х.Досмухамедов атындағы Атырау университеті,  
Атырау, Қазақстан, bnb-84@mail.ru*

### **БҰЛЫҢҒЫР САНДЫҚ КЕСКІНДЕРДІҢ ВИЗУАЛДЫ САПАСЫН ЖАҚСARTY**

Бейненің бұлыңғырлығын жоюдың мақсаты кірістірілген бұлдыр бейнеден қажетті жиек құрылымы мен анық бөліктері бар анық бейнені қалпына келтіру болып табылады. Бейненің бұлыңғыр әсері әртүрлі себептермен пайда болады, мысалы, қозғалыс немесе фокустық қашықтық, камераның шайқалуы, нысанның қозғалысы немесе фокустың болмауы. Тәжірибеде бұлыңғырлық параметрлері белгісіз немесе көрінетін бұрмаланулардың сипаты бойынша ғана белгілі болғандықтан, бұл зерттеуде кескіннің бұлыңғырлығын тәуекелді түрде жою әдістері талқыланады. Мақалада соңғы бес жылда жасақталған бұлыңғырлықты жоюдың ең соңғы алгоритмдері зерттеледі: SVRNN, SRN, RCGAN, Gao және т.б., DMPHN, DeblurGAN, MBMF, MSCNN, DeblurGAN-v2, EDPN, RCAN, MSRN, GFN, SelfDeblur. Зерттеудің міндеті сандық бейнелердің визуалды сапасын жақсарту үшін бағдарламалық жасақтаманы әзірлеуде қолдану үшін бұлыңғырлықты жоюдың ең тиімді әдісін таңдау болып табылады. Тәжірибе көрсеткендей, жаңадан әзірленген әдістер кейінгі алгоритмдерге қарағанда тезірек орындалады және сарапшылардың субъективті пікіріне сәйкес келетін кескінді шығаруға қабілетті. Қазіргі уақытта бұлыңғыр бейнелерді қалпына келтірудің ең жақсы әдісі DeblurGAN-v2, EDPN және DBGAN(+) болып табылады.

**Түйін сөздер:** бейне сапасы, сандық бейне, бұлыңғыр бейнелер, эталонсыз бағалау, объективті көрсеткіштер.

**E. E. EL DAROVA, N. B. BAYTEMIROVA**

*L.N. Gumilyov Eurasian National University,  
Nur-Sultan, Kazakhstan, doctorphd\_eldarova@mail.ru  
Kh. Dosmukhamedov Atyrau university, Atyrau, Kazakhstan, bnb-84@mail.ru*

### **IMPROVING VISUAL QUALITY OF BLURRED DIGITAL IMAGES**

*The goal of image deblurring is to recover a sharp image with the necessary edge structure and sharp details from the input blurred image. Blurring occurs due to various reasons, such as motion or focal length, camera shake, subject movement, or out of focus. Since, in practice, the blur parameters are unknown or known only approximately by the nature of the visible distortions, this study discusses methods for eliminating image blur blindly. The article explores the latest blind blur removal algorithms developed in the last five years: SVRNN, SRN, RCGAN, Gao et al., DMPHN, DeblurGAN, MBMF, MSCNN, DeblurGAN-v2, EDPN, RCAN, MSRN, GFN, SelfDeblur. The task of the study is to choose the most effective method for removing blur, for further application in the development of software to improve the visual qualities of digital images. Experiments have shown that the newly developed methods converge faster than older algorithms and are able to extract an image that is more consistent with the subjective opinion of experts. DeblurGAN-v2, EDPN and DBGAN(+) are currently the best method for restoring blurry images.*

**Key words:** *image quality, digital image, image blur, -reference assessment, objective metrics.*