

Математическое моделирование
Mathematical modeling

УДК 621.391:53.08
<https://doi.org/10.32362/2500-316X-2025-13-6-139-147>
EDN OVENAM



НАУЧНАЯ СТАТЬЯ

Оценка параметра гауссовского размытия методом сопоставления гистограмм градиентов с эталонным изображением

В.Б. Федоров[@],
С.Г. Харламов

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, 119454 Россия
[@] Автор для переписки, e-mail: feodorov@mirea.ru

• Поступила: 28.05.2025 • Доработана: 11.06.2025 • Принята к опубликованию: 09.10.2025

Резюме

Цели. Целью настоящего исследования является разработка метода автоматической количественной оценки параметра гауссовского размытия цифрового изображения, возникающего, как правило, вследствие дефокусировки оптической системы, некоторых других погрешностей вносимых оптической системой и камерой, а также вследствие влияния среды распространения света. Данная задача актуальна для множества прикладных областей, включая дистанционное зондирование, техническую экспертизу, фотограмметрию, медицинскую визуализацию, автоматическую инспекцию и предварительную обработку изображений перед решением задач их восстановления, классификации или распознавания.

Методы. Предложенный метод основан на сравнении двумерной гистограммы градиентов анализируемого изображения с эталонными гистограммами, заранее вычисленными для изображения высокой четкости, обладающего сходной текстурой и масштабом. Эталонное изображение искусственно размывается с различными значениями параметра размытия путем вычисления свертки с гауссовским ядром. Для каждого уровня размытия строится двумерная гистограмма градиентов, отражающая распределение направлений и величин локальных изменений яркости. Сравнение с аналогичной гистограммой обрабатываемого изображения выполняется после логарифмирования по евклидовой норме. Это дает высокую чувствительность, интерпретируемость и численную устойчивость. Метод не требует выделения резких границ, обучения нейросетей или наличия размеченных данных и может быть реализован с минимальными вычислительными затратами.

Результаты. На синтетических данных показано, что предложенный подход обеспечивает высокую точность: относительная ошибка оценки параметра размытия в диапазоне его значений 0.7–2.0 пикселя составляет менее 5%, а в большинстве случаев не превышает 2–3%. Метод устойчив к шуму, сжатию, локальным артефактам и текстурным неоднородностям.

Выводы. Разработанный подход может применяться в системах автоматического анализа изображений, а также в качестве предварительного этапа в задачах слепой деконволюции. Он отличается высокой точностью, простотой реализации и воспроизводимостью, обеспечивая надежную оценку степени размытия при минимальных требованиях к исходным данным.

Ключевые слова: размытие изображения, гауссовское размытие, параметр размытия, гистограмма градиентов, сравнение распределений, оценка искажений, эталонное изображение, слепая деконволюция, измерение резкости, метрика расстояния между гистограммами

Для цитирования: Федоров В.Б., Харламов С.Г. Оценка параметра гауссовского размытия методом сопоставления гистограмм градиентов с эталонным изображением. *Russian Technological Journal*. 2025;13(6):139–147. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2025-13-6-139-147>, <https://www.elibrary.ru/OVENAM>

Прозрачность финансовой деятельности: Авторы не имеют финансовой заинтересованности в представленных материалах или методах.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

RESEARCH ARTICLE

Estimation of the Gaussian blur parameter by comparing histograms of gradients with a standard image

Victor B. Fedorov [®],
Sergey G. Kharlamov

MIREA – Russian Technological University, Moscow, 119454 Russia
[®] Corresponding author, e-mail: feodorov@mirea.ru

• Submitted: 28.05.2025 • Revised: 11.06.2025 • Accepted: 09.10.2025

Abstract

Objectives. The aim of this study is to develop a method for automatic quantitative estimation of the Gaussian blur parameter in digital images, which typically arises due to defocus of the optical system, various optical and camera-induced aberrations, as well as the influence of the propagation medium. This task is highly relevant for a wide range of applied fields, including remote sensing, forensic analysis, photogrammetry, medical imaging, automated inspection, and preprocessing of visual data prior to solving restoration, classification, or recognition problems.

Methods. The proposed method is based on comparing the two-dimensional histogram of gradients of the analyzed image with reference histograms precomputed for a high-sharpness image with similar texture and scale. The reference image is artificially blurred using convolution with a Gaussian kernel at various blur levels. For each level of blur, a two-dimensional gradient histogram is constructed, representing the distribution of directions and magnitudes of local intensity changes. The comparison with the corresponding histogram of the target image is performed after applying a logarithmic transformation and computing the Euclidean norm. This approach provides high sensitivity, interpretability, and numerical stability. The method does not require edge detection, neural network training, or labeled data, and can be implemented with minimal computational cost.

Results. Tests on synthetic data demonstrate that the proposed approach achieves high accuracy: the relative error in estimating the Gaussian blur parameter within the range of 0.7 to 2.0 pixels is less than 5%, and in most cases does not exceed 2–3%. The method is robust to noise, compression, local artifacts, and texture inhomogeneities.

Conclusions. The developed approach can be applied in automated image analysis systems as well as in blind deconvolution preprocessing tasks. It offers high accuracy, implementation simplicity, and reproducibility, providing reliable blur estimation under minimal data assumptions.

Keywords: image blur, Gaussian blur, blur parameter, gradient histogram, distribution comparison, distortion estimation, reference image, blind deconvolution, sharpness measurement, histogram distance metric

For citation: Fedorov V.B., Kharlamov S.G. Estimation of the Gaussian blur parameter by comparing histograms of gradients with a standard image. *Russian Technological Journal*. 2025;13(6):139–147. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2025-13-6-139-147>, <https://www.elibrary.ru/OVENAM>

Financial disclosure: The authors have no financial or proprietary interest in any material or method mentioned.

The authors declare no conflicts of interest.

ВВЕДЕНИЕ

Оценка параметров размытия изображения является важной задачей в области обработки и анализа изображений. Она играет ключевую роль в повышении резкости, диагностике качества данных, предварительной обработке изображений в задачах спутникового мониторинга, медицины, промышленного контроля и других областях. Особенно актуальной является задача оценки параметра размытия σ в случае гауссовского размытия, поскольку оно широко используется как модель пространственного ухудшения изображения, вызванного дефокусом или другими формами оптической деградации. Высокоточный метод оценивания параметра размытия изображения имеет важное значение для успешного решения задачи слепой деконволюции.

Существующие методы оценки параметров размытия можно условно разделить на несколько классов. Первый класс включает методы, основанные на анализе резкой границы. Они требуют точного выделения и аппроксимации переходного профиля, что делает их чувствительными к шуму, сжатию и сложной структуре сцены. Второй класс составляют частотные подходы, включая методы на основе оценки модуляционной функции передачи (modulation transfer function, MTF). Эти методы также подвержены влиянию глобальной текстуры и могут давать систематически завышенные оценки на неоднородных участках изображения. Третий класс – это методы, основанные на машинном обучении, в частности, сверточные нейронные сети [1, 2]. Они демонстрируют высокую точность, однако требуют большой объем размеченных данных для обучения и могут плохо переноситься на новые домены, отличные от обучающей выборки [1–7]. В литературе встречаются также отдельные исследования, посвященные прямой идентификации параметра гауссовского размытия [8].

Предлагаемый в работе метод направлен на преодоление указанных ограничений. Он не требует локализации резких границ и устойчив к шумам и артефактам сжатия. В его основе лежит сравнение двумерной гистограммы градиентов анализируемого изображения с аналогичными гистограммами, заранее полученными из эталонного изображения схожей текстуры, искусственно размытого с различными значениями σ . Это позволяет оценивать степень

размытия по принципу ближайшего соседа в пространстве гистограмм. Метод легко реализуется, не требует обучения и демонстрирует высокую точность (относительная ошибка, в зависимости от значения параметра размытия, составляет от 2% до 5%). Для его реализации требуется лишь одно достаточно произвольное изображение высокого качества, которое используется в качестве опорного.

Целями настоящей статьи являются формальное описание предлагаемого метода, экспериментальная оценка его точности на синтетически размываемых изображениях, а также сопоставление его эффективности с существующими методами оценки параметров размытия.

1. МОДЕЛЬ РАЗМЫТИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Рассмотрим декартову систему координат Oxy , связанную с матрицей светочувствительных элементов изображения. Обозначим через $q[x, y]$ дискретное изображение сцены — отраженный световой сигнал, приходящий от объекта съемки до прохождения через среду распространения и оптическую систему. Предполагается, что размер пикселя фотокамеры Δ удовлетворяет условию $\Delta < 1/F_{\max}$, где F_{\max} — наибольшая существенная пространственная частота, содержащаяся в частотном спектре изображения $q[x, y]$, которое в этом случае согласно теореме отсчетов представляется в виде:

$$q[x, y] = \sum_{x', y' \in \mathbb{Z}} q[x', y'] \text{sinc}(x - x') \text{sinc}(y - y'), \quad (1)$$

где для удобства принято $\Delta = 1$.

С учетом искажений при прохождении сигнала через оптический канал и оптическую систему фотокамеры на сенсорную панель фотокамеры проецируется размытое по Гауссу изображение:

$$q'(x, y) = \int_{\mathbb{R}^2} q(x', y') g_{\sigma}(x - x', y - y') dx' dy', \quad (2)$$

где

$$g_{\sigma}[x, y] = g_{\sigma}(x) g_{\sigma}(y), \quad g_{\sigma}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}.$$

Здесь предполагается, что параметр гауссовского размытия σ , моделирующий свойства оптического

канала и некоторые конструкционно-технологические погрешности оптической системы, достаточно велик ($\sigma > 0.7$ пикселя) и поэтому доминирует над эффектом, вызываемым дифракцией.

За время экспозиции τ на сенсоре с индексами x, y накапливается заряд, равный $p[x, y] = \tau \Delta^2 q'(x, y) = q'[x, y]$, где принято $\tau = 1$ и учтено, что $\Delta = 1$.

Из (2) с учетом (1) следует, что

$$p[x, y] = \sum_{x', y' \in \mathbb{Z}} q[x', y'] (\text{sinc} * h_{\sigma})(x - x') (\text{sinc} * h_{\sigma})(y - y'), \quad (3)$$

где $(\text{sinc} * h_{\sigma})(x) = \int_{\mathbb{R}} \text{sinc}(x') g_{\sigma}(x - x') dx$, $*$ – операция свертки, определяемая формулой (2).

В работе [9] показано, что для значений параметра смаза $\sigma > 0.7$ пикселя с высокой точностью можно считать $(\text{sinc} * h_{\sigma})(x) = g_{\sigma}(x)$. С учетом этого выражение (3) может быть записано в виде:

$$p[x, y] = \sum_{x', y' \in \mathbb{Z}} q[x', y'] h_{\sigma}[x - x', y - y'],$$

где $h_{\sigma}[x, y] = g_{\sigma}(x) g_{\sigma}(y)$ – принимаемая нами двумерная изотропная гауссовская модель дискретной функции размытия точки (ФРТ) с параметром размытия $\sigma > 0$.

Принятая модель типична, например, для спутниковой съемки Земли в случае, когда направленные искажения (связанные с движением камеры, объекта или нестабильностью платформы) компенсированы. В данной работе предполагается, что такие направленные смазы предварительно устранены аппаратно или программно и поэтому в первом приближении можно считать изображение размытым изотропно, без наличия в размытии хоть какого-либо преобладающего направления.

2. ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ ПРЕДПОСЫЛКИ МЕТОДА

Предлагаемый метод оценки параметров линейного смаза основан на предположении, что при известном характере текстуры изображения и заданном масштабе съемки (соотношении линейного размера местности к размеру пикселя) двумерная гистограмма градиентов изображения содержит информацию, достаточную для восстановления параметров смаза. Иными словами, предполагается, что распределение градиентов яркости пикселей, рассматриваемых как реализация двумерной случайной величины, зависит в первую очередь от свойств текстуры сцены, масштаба изображения и параметров смаза, но не зависит от содержания сцены в целом.

Это означает, что изображения с близкой текстурой и одинаковым масштабом, но различной степенью размытия, будут иметь отличающиеся статистики градиентов, и эта зависимость может быть использована для оценки параметров искажения.

Предполагается существование широких классов изображений, для которых распределение градиентов может быть описано параметрическим семейством, зависящим только от параметров смаза. Подобные допущения характерны для статистических моделей естественных изображений (natural scene statistics [1, 3, 4]), применяемых в ряде работ по оценке искажений [10–12].

Предположительно, такие классы определяются, в первую очередь, характеристиками текстур: крупные или мелкие детали, контрастные или однородные структуры, а также линейным масштабом. Как показано в разделе 3, это допущение подтверждается на практике: гистограммы градиентов изображений с близкой текстурой, но разными параметрами смаза, демонстрируют устойчивую зависимость от параметров искажения.

Основная идея метода заключается в использовании эталонного изображения, принадлежащего тому же классу (т.е. обладающего схожей текстурой и масштабом), что и анализируемое. Эталон синтетически подвергается гауссовскому размытию с параметром размытия, варьируемым по регулярной сетке. Для каждого полученного таким способом размытого изображения вычисляется двумерная гистограмма градиентов (эталонная гистограмма). Затем гистограмма градиентов анализируемого изображения сравнивается с предвычисленными эталонными гистограммами. В качестве меры рассматривались:

- l_p -нормы ($p = 1, 2, \infty$) от разности логарифмов гистограмм,
- дивергенции Кульбака – Лейблера и Йенсена – Шеннона,

что соответствует стандартной практике в задачах оценки качества изображений [13]. Однако существенно лучшие результаты получились именно с использованием логарифмирования и l_2 -нормы.

Таким образом, задача сводится к поиску ближайшего соседа в пространстве эталонных гистограмм. Каждому узлу сетки параметров соответствует одна эталонная гистограмма и, следовательно, однозначно определен вектор параметров смаза.

2.1. Построение двумерной гистограммы градиентов изображения

Для каждого пикселя входного изображения $p[y, x]$ вычисляется дискретный градиент:

$$\nabla p[y, x] = (p_x[y, x], p_y[y, x]),$$

где компоненты градиента определяются как свертка изображения с оператором Собеля D :

$$p_x[y, x] = (p * D_x)[y, x], \quad p_y[y, x] = (p * D_y)[y, x],$$

а сами операторы имеют вид

$$\begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad D_y = D_x^T.$$

Каждый вектор градиента $\nabla p[y, x]$ далее интерпретируется как реализация двумерной случайной величины, наблюдаемой в независимых «испытаниях» по всей области изображения. На основе совокупности этих значений строится двумерная гистограмма распределения градиентов:

$$H_{\nabla p}[i, j], \quad i, j = \overline{1, N},$$

где N — число ячеек гистограммы по каждому измерению (оси p_x и p_y).

Подразумевается, что значения градиентов попадают в фиксированное ограниченное окно (например, $[-G_{\max}, G_{\max}] \times [-G_{\max}, G_{\max}]$), которое равномерно разбивается на $N \times N$ ячеек.

Выбор параметра N требует компромисса между сглаживанием и дискретизацией. При слишком малом N гистограмма становится чрезмерно гладкой и теряет важные особенности распределения. При слишком большом N число наблюдений в каждой ячейке резко падает, и гистограмма становится зашумленной. Таким образом, выбор числа ячеек является частью настройки метода и должен соответствовать плотности выборки и характеру градиентов.

2.2. Генерация эталонных гистограмм

Из выбранного эталонного изображения $p^{\text{etalon}}[y, x]$ формируется набор синтетически смазанных изображений $\{p_{\sigma_k}\}$ по достаточно мелкой двумерной сетке параметра смаза σ_k . Для каждого сеточного значения σ_k осуществляется смаз эталонного изображения:

$$p_{\sigma_k}^{\text{etalon}} = (p^{\text{etalon}} * h_{\sigma_k})[y, x],$$

где ядро смаза $h_{\sigma_k}[y, x]$ рассчитывается по формуле (3).

Затем для каждого варианта смаза эталонного изображения $p_{\sigma_k}^{\text{etalon}}[y, x]$ строится отдельная гистограмма градиентов $H_{\nabla p_{\sigma_k}^{\text{etalon}}}$, как это указано в разделе 2.1.

2.3. Процедура оценки параметра смаза, основанная на сравнении с эталонами

Для оценки расстояний между гистограммой градиентов анализируемого изображения и вариантами аналогичных эталонных гистограмм должна использоваться подходящая метрика. Как показали эксперименты, наилучший результат показывает метрика:

$$\begin{aligned} \text{dist}_{\log}(H_{\nabla p}, H_{\nabla p_{\sigma_k}^{\text{etalon}}}) &= \\ &= \sum_{i, j} \left| \log H_{\nabla p}[i, j] - \log H_{\nabla p_{\sigma_k}^{\text{etalon}}}[i, j] \right|^2. \end{aligned}$$

Для повышения численной устойчивости под знаком логарифма следует использовать регуляризирующую процедуру, состоящую в том, что перед логарифмированием значения нулевых ячеек должны быть заменены наименьшим из всех полученных значений ячеек. В подобной ситуации выражение вида $\log(x)$ часто заменяют на $\log(x + \varepsilon)$, где, например, $\varepsilon = 10^{-6}$. Однако, как показал эксперимент, такое решение, по сравнению с предложенным выше, часто приводит к кратному увеличению относительной погрешности оценки параметра размытия.

Таким образом, оценка параметров смаза, присутствующего в анализируемом изображении, осуществляется по правилу:

$$\hat{\sigma} = \arg \min_k \text{dist}_{\log}(H_{\nabla p}, H_{\nabla p_{\sigma_k}^{\text{etalon}}}).$$

3. РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ

На рис. 1 представлены два изображения высокого качества. Первое из них, размываемое на разные величины, рассматривается как обрабатываемое, степень размытия которого требуется оценивать (при разных величинах размытия). Второе — используется в качестве опорного (эталонного).

Результаты моделирования представлены в табл. 1.

В табл. 2 представлены результаты моделирования при изменении ролей рассматриваемых изображений — изображение, которое раньше было оцениваемым, стало эталонным и наоборот.

Как можно видеть из указанных таблиц, при искусственном размытии оцениваемого изображения на величины $\sigma \in [0.7, 2.0]$ относительная точность оценок, в большинстве случаев, не превышает 5%, и в большинстве случаев значительно ниже. Отдельные выбросы значений оценки связаны с высокой чувствительностью метода к выбору границ ячеек гистограммы. Приведенные в табл. 1 и 2 оценки были получены при границах ячеек гистограммы, взятых в диапазоне от -2.1 до 2.1 с шагом 0.02126 .



Рис. 1. Два изображения высокого качества:
(а) обрабатываемое изображение, (б) изображение, используемое в качестве эталона

Таблица 1. Результаты моделирования

Истинное значение σ	Оценка σ	Величина погрешности	Относительная ошибка, %
0.7	0.69	+0.01	4.3
0.8	0.79	+0.01	1.3
0.9	0.88	+0.02	1.1
1.0	0.99	+0.01	1.0
1.1	1.07	+0.03	1.8
1.2	1.24	-0.04	2.5
1.3	1.35	-0.05	2.3
1.4	1.42	-0.02	3.6
1.5	1.54	-0.04	7.3
1.6	1.61	-0.01	3.1
1.7	1.74	-0.04	5.9
1.8	1.82	-0.02	1.7
1.9	2.00	-0.10	7.9
2.0	2.10	-0.10	6.5
2.1	2.20	-0.10	6.7
2.2	2.30	-0.10	6.8
2.3	2.40	-0.10	7.8
2.4	2.50	-0.10	3.8
2.5	2.60	-0.10	10.0

Типичный вид одномерной логарифмической гистограммы (натурального логарифма от гистограммы) показан на рис. 2. Соответствующие одномерные гистограммы получаются в результате усреднения двумерной гистограммы по каждому из двух направлений.

Таблица 2. Результаты моделирования при изменении ролей рассматриваемых изображений

Истинное значение σ	Оценка σ	Величина погрешности	Относительная ошибка, %
0.7	0.69	+0.01	4.3
0.8	0.80	0.00	5.0
0.9	0.93	-0.03	2.2
1.0	1.02	-0.02	1.0
1.1	1.12	-0.02	0.9
1.2	1.13	+0.07	2.5
1.3	1.24	+0.06	3.1
1.4	1.34	+0.06	3.6
1.5	1.44	+0.06	0.7
1.6	1.56	+0.04	1.3
1.7	1.64	+0.06	1.8
1.8	1.77	+0.03	3.9
1.9	1.80	+0.10	3.2
2.0	1.90	+0.10	6.0
2.1	2.00	+0.10	8.1
2.2	2.11	+0.09	1.4
2.3	2.20	+0.10	5.7
2.4	2.30	+0.10	5.4
2.5	2.40	+0.10	9.2

На рис. 3 представлены типичные графики зависимости значения метрики dist_{\log} от параметра σ_k (при фиксированном σ). Минимумы на этих кривых соответствуют оценке параметров размытия. На графиках сравниваются результаты при двух значениях шага сетки по σ : 0.01 и 0.001 пикселя. Как видно, шаг 0.01 уже

достаточно мал, и дальнейшее уменьшение не приводит к существенному увеличению точности.

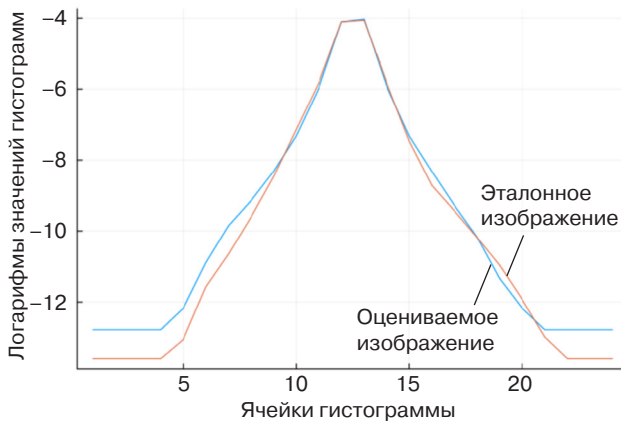


Рис. 2. Характерный вид одномерных логарифмических гистограмм

4. СРАВНЕНИЕ С ДРУГИМИ МЕТОДАМИ

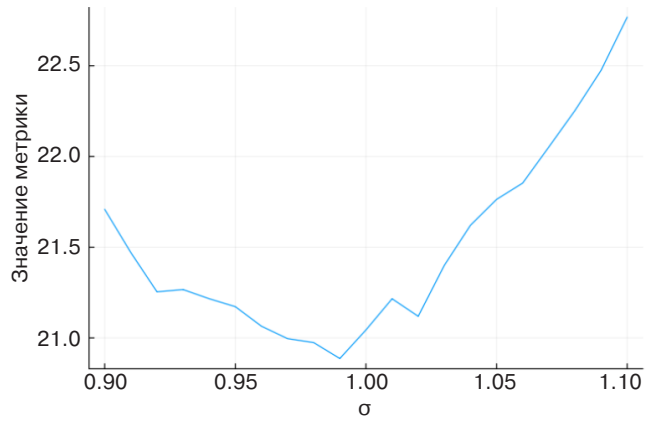
В настоящей работе предложен метод оценки параметра гауссовского размытия изображения на основе сравнения двумерной гистограммы градиентов с предварительно вычисленными эталонными гистограммами, полученными из изображения схожей текстуры и масштаба, подвергнутого искусственному размытию. Метод не требует локализации границ и хорошо работает даже при наличии сжатия и шума.

Проведенное моделирование показало, что метод демонстрирует высокую точность в диапазоне значений параметра размытия $\sigma \in [0.7, 2.0]$, достигая относительной ошибки, в подавляющем большинстве случаев не превышающей 5%, и часто ниже. При этом одним из ключевых факторов, влияющих на точность оценки, является выбор границ ячеек при построении гистограммы градиентов.

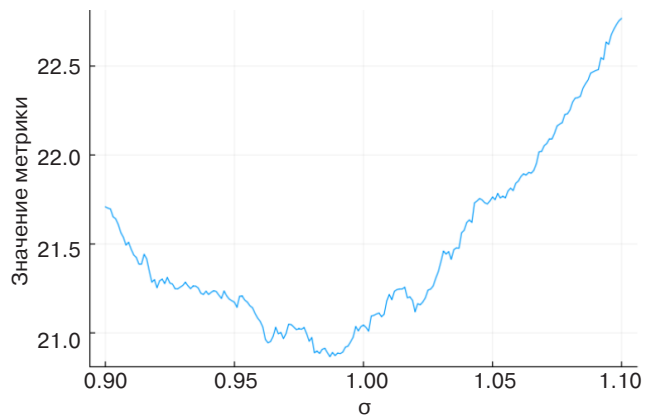
Минимальный шаг сетки по параметру размытия σ_k , достаточный для высокой точности, составляет 0.01 пикселя, и дальнейшее уменьшение не дает значимого выигрыша, что делает метод эффективным по вычислительным затратам.

Таким образом, предложенный подход является простым в реализации, устойчивым к шуму и легко адаптируется под различные диапазоны размытия. Он потенциально может применяться в задачах автоматического анализа изображений в технических, медицинских и дистанционных приложениях, а также использоваться в качестве предварительного этапа для последующего восстановления изображения.

В табл. 3 представлено краткое сравнение предложенного метода с рядом известных подходов к оценке параметров гауссовского или линейного размытия.



(а)



(б)

Рис. 3. Типичный вид зависимости метрики, определяющей близость сравниваемых изображений, от величины оцениваемого параметра размытия σ при шаге сетки: (а) 0.01, (б) 0.001

Таким образом, сравнение с существующими методами показывает, что предложенный подход достигает точности, сопоставимой с лучшими современными методами, основанными на обучаемых нейросетевых моделях (2–5%), при этом не требует предварительного обучения, размеченных данных и сложной инфраструктуры.

Следует отметить, что предложенный метод по сути реализует простейший вариант регрессии по признаковому пространству, аналогично тому, как работают сверточные нейросети. В качестве признаков выступают двумерные гистограммы градиентов, а роль обучающей выборки выполняет набор эталонных изображений, искусственно размытых при известных значениях параметра σ . При этом вместо обучения параметров модели производится явное сравнение по метрике, что делает метод интерпретируемым и устойчивым. Таким образом, предложенный подход можно рассматривать как эффективную и интерпретируемую альтернативу нейросетевым методам оценки размытия [4, 5–7, 14, 15].

Таблица 3. Сравнительная таблица различных методов оценивания параметра размытия изображения

Метод	Требует эталон?	Требует границу?	Устойчивость к шуму	Автоматизируемость	Точность при $\sigma \in [1.0, 2.0]$	Комментарии
Предложенный метод	Да (схожая текстура)	Нет	Высокая	Полная	2–5% (в большинстве случаев)	Высокая точность, хорошо масштабируется
Метод резкой границы	Нет	Да (локально)	Низкая	Ограниченная	5–15%	Требует явной резкой границы и может быть чувствителен к шуму и направлению линии края
Частотный метод (MTF-fit) ¹	Нет	Нет	Средняя	Да	5–10%	Требует корректного выбора окна, зависит от текстуры
Статистика градиентов без эталона	Нет	Нет	Средняя	Да	10–20%	Прост в реализации, имеет низкую точность
Методы на основе сверточных нейронных сетей	Не всегда	Нет	Высокая	Требует обучения	2–5%	Хорошие результаты на обученной выборке, но сложен в применении

¹ Modulation transfer function – экспериментальная подгонка функции передачи модуляции. [Modulation Transfer Function is an experimental fitting of the modulation transfer function.]

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящей работе использовалось одно эталонное изображение, обладающее текстурными характеристиками, сходными с анализируемым. Однако для повышения устойчивости и универсальности метода на практике разумно использовать не один эталон, а репрезентативное множество эталонов. Такой подход предполагает предварительное формирование базового набора изображений высокого качества, кластеризацию их по признакам (например, по гистограммам градиентов при $\sigma = 0$) и последующий выбор ближайшего эталона для каждого анализируемого изображения. Это может позволить

адаптировать метод к разнообразным структурам сцены и текстурам, повысив точность и расширив применимость подхода.

Также представляется интересным дальнейшее развитие метода в направлении автоматического выбора участков изображения, обладающих высокой текстурной информативностью, что потенциально позволит снизить требования к подбору эталонного изображения.

Вклад авторов

Все авторы в равной степени внесли свой вклад в исследовательскую работу.

Authors' contribution

All authors contributed equally to the research work.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

- Flusser J., Lebl M., Sroubek F., Pedone M., Kostkova J. Blur Invariants for Image Recognition. *Int. J. Computer Vision*. 2023;131(9):2298–2315. <https://doi.org/10.1007/s11263-023-01798-7>
- Bergstrom A.C., Conran D., Messinger D.W. Gaussian Blur and Relative Edge Response. *arXiv*. arXiv:2301.00856. 2023. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2301.00856>
- Varela L.G., Boucheron L.E., Sandoval S., Voelz D., Siddik A.B. Estimation of Motion Blur Kernel Parameters Using Regression Convolutional Neural Networks. *arXiv*. arXiv:2308.01381. 2023. <http://doi.org/10.48550/arXiv.2308.01381>
- Zhang K., Ren W., Luo W., Lai W.-S., Stenger B., Yang M.-H., Li H. Deep Image Deblurring: A Survey. *arXiv*. arXiv:2201.10700. 2022. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2201.10700>
- Levin A., Weiss Y., Durand F., Freeman W.T. Understanding and Evaluating Blind Deconvolution Algorithms. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2009. P. 1964–1971. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2009.5206815>
- Ren D., Zhang K., Wang Q., Hu Q., Zuo W. Neural Blind Deconvolution Using Deep Priors. *arXiv*. arXiv:1908.02197. 2019. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1908.02197>
- Yu J., Chang Z., Xiao C. Edge-Based Blur Kernel Estimation Using Sparse Representation and Self-Similarity. *arXiv*. arXiv:1811.07161. 2018. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1811.07161>

8. Chen F., Ma J. An Empirical Identification Method of Gaussian Blur Parameter for Image Deblurring. *IEEE Trans. Signal Proces.* 2009;57(7):2467–2478. <https://doi.org/10.1109/TSP.2009.2018358>
9. Федоров В.Б., Харламов С.Г., Федоров А.В. Восстановление изображений с использованием дискретной функции рассеяния точки, получаемой с учетом конечности размера пикселя. *Russ. Technol. J.* 2025;13(2):143–154. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2025-13-2-143-154>, <https://elibrary.ru/GXAGAW>
[Fedorov V.B., Kharlamov S.G., Fedorov A.V. Image restoration using a discrete point spread function with consideration of finite pixel size. *Russ. Technol. J.* 2025;13(2):143–154. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2025-13-2-143-154>, <https://elibrary.ru/GXAGAW>]
10. Pawanikar N.K., Strivaramangai R. Review of Single Blind Image Deblurring Techniques. *Int. J. Computer Sci. Trends Technol.* 2023;11(3):26–40. URL: <https://www.ijcstjournal.org/volume-11/issue-3/IJCST-V11I3P7.pdf>
11. Yu H., Li D., Chen Y. A State-of-the-Art Review of Image Motion Deblurring Techniques in Remote Sensing. *Heliyon.* 2023;9(6):e17332. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e17332>
12. Huang Y., Chouzenoux E., Pesquet J.-C. Unrolled Variational Bayesian Algorithm for Image Blind Deconvolution. *arXiv.* arXiv:2110.07202. 2021. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2110.07202>
13. Tiwari S., Shukla V.P., Singh A.K., Biradar S.R. Review of Motion Blur Estimation Techniques. *J. Image Graphics.* 2013;1(4):176–184. <https://doi.org/10.12720/JOIG.1.4.176-184>
14. Couzinie-Devy F., Sun J., Alahari K., Ponce J. Learning to Estimate and Remove Non-uniform Image Blur. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2013. P. 1075–1082. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2013.143>
15. Yan R., Shao L. Blind Image Blur Estimation via Deep Learning. In: *Proceedings of the IEEE Transactions on Image Processing*. 2016;25(4):1910–1921. URL: <https://core.ac.uk/download/pdf/79609188.pdf>

Об авторах

Федоров Виктор Борисович, к.т.н., доцент, кафедра высшей математики, Институт искусственного интеллекта, ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: feodorov@mirea.ru, fdorov@mail.ru. Scopus Author ID 57208924592, SPIN-код РИНЦ 2622-7666, <https://orcid.org/0000-0003-1011-5453>

Харламов Сергей Григорьевич, аспирант, кафедра высшей математики, Институт искусственного интеллекта, ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: serhar2000@mail.ru. <https://orcid.org/0000-0003-4470-6323>

About the Authors

Victor B. Fedorov, Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Higher Mathematics Department, Institute of Artificial Intelligence, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: feodorov@mirea.ru, fdorov@mail.ru. Scopus Author ID 57208924592, RSCI SPIN-code 2622-7666, <https://orcid.org/0000-0003-1011-5453>

Sergey G. Kharlamov, Postgraduate Student, Higher Mathematics Department, Institute of Artificial Intelligence, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: serhar2000@mail.ru. <https://orcid.org/0000-0003-4470-6323>