

## ОЦЕНИВАНИЕ СТЕПЕНИ РАЗМЫТОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЯ ПУТЁМ АНАЛИЗА ГРАДИЕНТНОГО ПОЛЯ

Д.Г. Асатрян<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>Российско-Армянский (Славянский) университет, Ереван, Армения,

<sup>2</sup>Институт проблем информатики и автоматизации национальной академии наук, Ереван, Армения

### Аннотация

Оценивание степени размытости является важным шагом на пути улучшения качества изображения. В литературе предложено много подходов, критериев и алгоритмов оценивания степени размытости, использующих свойства градиентного поля изображения. В настоящей работе предложена новая мера оценивания размытости, основанная на использовании параметра формы распределения Вейбулла, определяемого по выборочной совокупности магнитуды градиента изображения. На примерах искусственно размытых изображений показывается, что чем больше фактор размытия, тем больше значение предложенной меры приближается к «2», причём наблюдается монотонная зависимость значения меры от фактора размытия. Такой же эффект наблюдается при фильтрации изображения, однако по мере увеличения фактора фильтрации значение меры монотонно убывает. В работе предложено считать рассматриваемую меру размытия как критерий структурированности изображения.

**Ключевые слова:** размытость изображения, магнитуда градиента, распределение Вейбулла, параметр формы, оператор Собела, структура изображения.

**Цитирование:** Асатрян, Д.Г. Оценивание степени размытости изображения путём анализа градиентного поля / Д.Г. Асатрян // Компьютерная оптика. – 2017. – Т. 41, № 6. – С. 957-962. – DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-6-957-962.

### Введение

Размытость – один из важнейших показателей качества изображения, используемый во многих практических задачах для определения пригодности изображения к дальнейшей обработке и применения соответствующей процедуры для улучшения качества. Оценивание размытости играет существенную роль в исследованиях и приложениях компьютерного зрения, в компьютерной графике и в задачах исследования и повышения качества изображения.

В общем случае под размытостью понимают нерезкость, неясность очертаний структурных элементов изображения. Причины появления размытости изображения можно разделить на три категории. Первая категория размытости проявляется при применении технических средств получения изображения вследствие несовершенства или дефектов применяемой оптической системы. Эти искажения характеризуются аберрациями различной природы, дифракционными и другими явлениями. Вторая категория размытости наиболее часто проявляется из-за условий и параметров съёмки изображения, таких как движение камеры или объекта интереса во время съёмки, неточная фокусировка аппарата, разная глубина охвата сцены с различными объектами и др. В третью категорию размытости включаются явления, связанные с типом и характеристиками применяемого математического метода обработки. Например, к размытости приводит применение многочисленных методов сглаживания, масштабирования и других математических и программных операций, неизбежно используемых как при обычной, так и при автоматической обработке изображений.

Важно отметить, что при рассмотрении любого изображения можно обнаружить некоторую составляющую размытости, связанной с его структурными

особенностями и степенью размельчённости структурных элементов изображения. Поэтому при обнаружении размытости в изображении зачастую трудно определить, к какой категории размытости нужно её отнести.

Таким образом, задача оценивания размытости является весьма актуальной и востребованной в различных задачах обработки изображений, чем и объясняется значительное внимание, уделяемое специалистами в научно-технической литературе.

Визуально оценивание размытости производится по степени различимости на изображении мелких деталей, соразмерно с требованиями решаемой при этом задачи. Однако результат визуального оценивания в значительной степени зависит также от индивидуальных качеств человека, производящего оценивание. Между тем при автоматическом оценивании необходимо иметь объективный критерий и соответствующий метод определения степени размытости.

В литературе предложено много подходов, критериев и алгоритмов оценивания размытости изображения. В обзорных работах [1–3] рассмотрены различные методы обнаружения и оценивания степени размытости и соответствующие модели для процедур их устранения. Анализ литературы показывает, что большинство этих методов можно условно классифицировать по четырём группам [2].

**Спектральные методы.** Использование спектральных признаков основано на том факте, что при размытии изображения мощность высокочастотных спектральных компонент уменьшается по сравнению с оригиналом. Изменения спектральных признаков в принципе можно обнаруживать, и исследовать характер и параметры размытия, что необходимо для разработки метода устранения размытости. Так, в [4] рассматриваются различные модели образования

размытия, возникающего при движении камеры, а также предложены алгоритмы оценивания направления ориентации размытия, основанные на применении преобразования Фурье. В [5, 6] применяется вейвлет-преобразование для различения типов размытия краёв и границ в изображении и дальнейшее восстановление их резкости.

**Насыщенность цвета.** Неразмытые части изображения, как правило, имеют более насыщенные цвета, чем размытые. Поэтому при разработке методов устранения размытости, связанной с изменениями насыщенности цвета, важно уметь обнаруживать и различать эти части изображения. Укажем, например, на работу [7], в которой проведён также обзор существующих методов анализа размытости.

**Согласованность направлений размытия.** Когда некоторые части изображения размыты при движении объекта относительно фона в определённом направлении, то все края изображения также будут размыты, что даёт возможность обнаружения и соответствующего анализа характеристик размытия. Движение объекта и камеры относительно друг друга, является, по-видимому, наиболее распространённой причиной возникновения размытия. При этом весьма разнообразны и типы движения, и, соответственно, методы анализа размытия и восстановления исходного изображения. Здесь мы ограничиваемся ссылкой на обзорную работу [4].

**Поведение градиентного поля.** Распределение магнитуды градиента и его составляющих является весьма информативной характеристикой, позволяющей обнаруживать и анализировать размытость. Размытые участки изображения редко содержат чёткие края, что проявляется в пониженных значениях градиентов. В этих случаях «хвосты» распределения магнитуды градиента оказываются короче, чем у других участков изображения. Этот тип признаков размытия привлёк большое внимание исследователей, поэтому литература по данному типу также весьма обширна.

В настоящей работе мы будем основываться на использовании определённых свойств градиентного поля изображения. Сначала отметим, что работы, опубликованные в научной литературе, используют различные модели градиентного поля. Так, в [7] вычисляется разность между интенсивностью каждого пиксела от средней интенсивности соседних пикселей. При положительных значениях этой разности считается, что данный пиксел находится на размытой границе. В работе [8] предлагается оценивать степень размытости по производной яркости в каждой строке и столбцу изображения с последующим обобщением полученных оценок, делая определённые предположения относительно характера размытия. В [9] также используется первая производная для определения границ. Авторы [10] предлагают определять меру резкости изображения путём нахождения угла наклона профиля яркости изображения на границе перепада. В [11] предложена процедура оценивания степени

размытости, использующая комбинацию стандартного отклонения и среднего значения магнитуды градиента изображения. Отметим, что предлагаемая нами процедура оценивания также основана на использовании этих же величин, но в другом качестве.

Описанные выше подходы и алгоритмы оценивания степени размытости изображения используются в различных практических приложениях. Однако необходимо отметить, что они хорошо работают в тех случаях, когда либо имеется эталонное (неразмытое) изображение, с которым сравниваются размытые образцы, либо производится сравнение размытых образов одного и того же изображения между собой. При попытке сравнения размытости различных изображений возникает компонент ошибки, связанной с особенностями каждого изображения и применённого алгоритма обработки. Более того, при работе с несколькими методами оценивания размытости даже для одного и того же изображения трудно принимать решение из-за различной природы применяемых оценок, единиц измерения и др. Поэтому желательно иметь такую меру измерения размытости, значения которой стандартизованы, соответствуют определённой абсолютной шкале с конечными границами.

В настоящей работе предлагается метод оценивания степени размытости изображения по величине параметра формы распределения Вейбулла, принятого в качестве модели для магнитуды градиента изображения.

Многочисленные эксперименты на изображениях различного типа показали, что значение параметра формы распределения Вейбулла зависит от степени размытости. Причем визуальный анализ результатов этих экспериментов привел к гипотезе, что чем больше степень размытости, тем больше значение параметра формы приближается к величине «2» и может даже слегка превысить это значение. И, наоборот, при изображениях, явно содержащих много структурных элементов (прямых и кривых линий, силуэтов различных объектов и др.), значения параметра формы значительно меньше указанной величины.

Ниже мы приводим результаты экспериментов, не только показывающих информативность параметра формы распределения Вейбулла, но и указывающих на различные применения предложенного подхода.

### Модель

Пусть задано полутоновое изображение  $I$ , элементы матрицы интенсивностей пикселей которого принимают значения  $I(m, n) \in \{0, 1, \dots, 255\}$ ,  $m = 0, 1, \dots, M-1$ ,  $n = 0, 1, \dots, N-1$ . Обозначим через  $M$  матрицу магнитуд градиентов изображения  $I$ , полученных при помощи оператора Собела. Применение оператора Собела для вычисления вертикального и горизонтального компонент градиента  $G_V$  и  $G_H$  сводится к свёртке локальной окрестности размера  $3 \times 3$  каждой точки изображения с элементами матрицы, обозначенной через  $A$ , с масками той же размерности, обозначенными через  $S_V$  и  $S_H$  соответственно:

$$A = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ a_4 & a_5 & a_6 \\ a_7 & a_8 & a_9 \end{pmatrix}, S_V = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}, S_H = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

В результате получаются следующие линейные комбинации элементов матрицы A

$$G_V = -a_1 - 2a_2 - a_3 + a_7 + 2a_8 + a_9, \tag{1}$$

$$G_H = -a_1 - 2a_4 - a_7 + a_3 + 2a_6 + a_9, \tag{2}$$

по которым впоследствии для соответствующих точек изображения вычисляется магнитуа градиента по формуле

$$M = \sqrt{G_V^2 + G_H^2}. \tag{3}$$

Примем для распределения магнитуа градиента изображения вейбуллиевскую модель. Плотность распределения двухпараметрического распределения Вейбулла задаётся формулой

$$f(x; \lambda, \eta) = \frac{\eta}{\lambda} \left(\frac{x}{\lambda}\right)^{\eta-1} \exp\left[-\left(\frac{x}{\lambda}\right)^\eta\right], x \geq 0, \tag{4}$$

где  $\eta > 0$  – параметр формы, а  $\lambda > 0$  – параметр масштаба. Модель (4) для магнитуа градиента с успехом применяется во многих задачах обработки изображений, в том числе нами (см. [12–14]).

Исследуем свойства статистической оценки параметра  $\eta$  применительно к определению степени размытости изображения. При этом важно оценивать влияние отклонения реального распределения магнитуа градиента от вейбуллиевского на точность принимаемых решений.

Оценивание параметра формы  $\eta$  распределения (4) можно производить методом моментов по матрице M, решая относительно  $\eta$  соответствующее уравнение

$$\frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\mu}^2} + 1 = \frac{\Gamma(1 + 2/\hat{\eta})}{\Gamma^2(1 + 1/\hat{\eta})}, \tag{5}$$

где  $\Gamma(\cdot)$  – Гамма-функция,  $\hat{\mu}$  и  $\hat{\sigma}^2$  – выборочные среднее и дисперсия, рассчитанные по совокупности элементов матрицы M. Для численного решения уравнения (5) применяется метод деления отрезка пополам.

Предположим, что элементы матрицы I представляют собой выборку из случайной величины с функцией распределения вероятностей F(x).

Если для изображения принять нормальную модель  $F(x) = N(m, \tau^2)$ , то легко показать, что  $G_V \sim N(0, 8\tau^2)$   $G_H \sim N(0, 8\tau^2)$ , причём  $Cov(G_V, G_H) = 0$ . Тогда, как известно, магнитуа градиента (3) имеет плотность распределения Рэлея, что является частным случаем распределения Вейбулла (4) при  $\eta = 2$  и, с учётом дисперсии компонент (1) и (2), при  $\lambda = 4\tau$ .

Экспериментально, путём численного моделирования можно показать, что в случае отличия распределения G(x) от нормального этот результат остаётся в силе, если по ходу доказательства применить нормальное приближение для суммы шести независимых случайных величин, фигурирующих в формулах (1) и (2) оператора Собела. При других распределениях элементов матрицы A погрешность, возникающая при таком приближении, можно оценить экспериментально. Так, для равномерного распределения погрешность оказывается равной около 6%.

Таким образом, в работе предлагается в качестве меры размытости изображения использовать значение статистической оценки параметра формы  $\eta$  распределения Вейбулла, полученной по выборочным данным магнитуа градиента.

**Результаты экспериментов**

Для иллюстрации эффективности предлагаемого подхода рассмотрим некоторые примеры размытых изображений и оценивания степени их размытости. Отметим, что для простоты во всех проведённых экспериментах цветное изображение конвертировано в полутоновое.

*Эксперимент 1. Размытие фиксированного изображения.* На примере конкретного изображения проиллюстрируем экспериментальную зависимость оценки параметра  $\eta$  от степени размытости этого изображения.

На рис. 1 приведён пример изображения «Лена», размытого при помощи фиксированного алгоритма сглаживания с различными значениями фактора размытия. Значения параметра формы  $\eta$  приведены под соответствующими изображениями. Можно увидеть, что зависимость оценки параметра формы от степени размытости вполне соответствует визуальному восприятию, притом чем больше степень размытости изображения, тем ближе оценка параметра формы к «2».

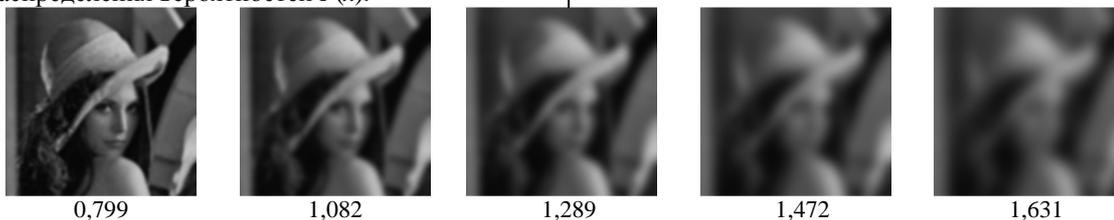


Рис. 1. Оценки параметра формы  $\eta$  для размытого изображения «Лена»

*Эксперимент 2. Оценивание «структурированности» изображения.* Результаты предыдущего эксперимента наводят на мысль о том, что предложенную меру размытости можно рассматривать ещё и как меру оценивания степени структурированности изображения. Для проверки этого поло-

жения были выбраны шесть изображений существенно различного содержания и к ним применены два типа преобразований. Первый тип – размытие изображения путём сглаживания с различными значениями фактора сглаживания. Второй тип – преобразование изображения методом медианной

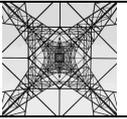
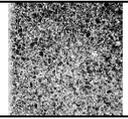
фильтрации также с различными значениями фактора фильтрации.

Смысл данного эксперимента в том, чтобы показать увеличение значения меры при увеличении фактора сглаживания и, наоборот, уменьшение при увеличении фактора фильтрации. Подобный результат может быть интерпретирован как зависимость значе-

ний предложенной меры от степени «структурированности» изображения.

В табл. 1 приведены результаты расчётов для шести изображений, фиксируя соответствующий фактор в каждом из пяти положений. Значение факторов размытия и сглаживания «0» означает, что данное преобразование не произведено.

Табл. 1. Результаты анализа структурированности изображения

Фактор сглаживания	Изображения					
						
0	0,5433	1,4417	0,7274	1,2185	1,2004	0,8823
1	0,6154	1,6029	0,7382	1,2733	1,3047	0,9464
3	0,7219	1,7762	0,7691	1,3345	1,3889	1,0449
5	0,7915	1,8625	0,8046	1,3676	1,4339	1,1173
7	0,8435	1,9057	0,8419	1,3824	1,4661	1,1675
Фактор фильтрации						
0	0,5433	1,4417	0,7274	1,2185	1,2004	0,8823
3	0,5358	1,2971	0,6525	1,1711	1,1398	0,8413
5	0,5171	1,1888	0,6021	1,0952	1,0413	0,7835
7	0,5047	1,1563	0,5725	1,0657	0,9945	0,7545
9	0,4895	1,1341	0,5547	1,0331	0,9853	0,7448

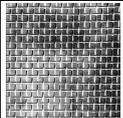
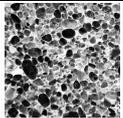
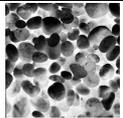
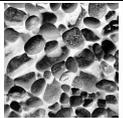
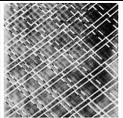
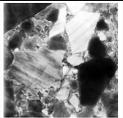
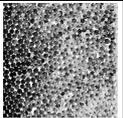
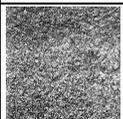
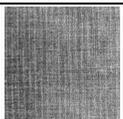
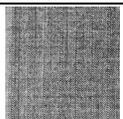
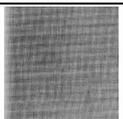
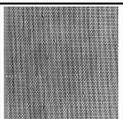
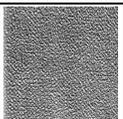
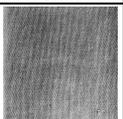
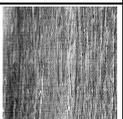
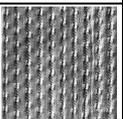
Визуальный анализ приведённых данных показывает, что имеет место монотонная зависимость значений меры от значений соответствующих факторов для всех приведённых изображений. Поскольку наблюдаемая зависимость имеет монотонный характер, то применение общепринятого статистического анализа при помощи непараметрических методов корреляционно-регрессионного анализа не представлялось целесообразным. При этом значения меры при отсутствии преобразования для этих изображений достаточно сильно разнятся, что указывает на их разную исходную структурированность.

Можно также заметить некоторое соответствие расчётных значений размытости визуальному восприятию степени различаемости мелких деталей на исходном изображении. Например, изображения, приведённые на первом и третьем местах табл. 1, по степени различаемости структурных деталей значи-

тельно отличаются от изображений, приведённых на четвёртом и пятом местах.

Эксперимент 3. Упорядочение изображений по степени их структурированности. Представляет интерес упорядочение изображений по расчётным значениям предложенной меры размытости, анализируя близость оценки к величине «2». В табл. 2 приведены изображения текстур из известной базы Brodatz [15], выбранных из 112 изображений по величине оценки параметра  $\eta$ . В верхнем ряду показаны изображения с 10 наименьшими, а в нижнем – с 10 наибольшими значениями меры размытости. По этим данным можно заметить, что чем больше проявляется некоторая структура в изображении текстуры, тем меньше значение меры размытости. Этот результат показывает, что предложенную меру можно использовать для оценивания степени структурированности изображения.

Табл. 2. Образцы текстур из базы Brodatz с наименьшими и с наибольшими значениями меры размытости

									
0,80	0,909	0,924	0,948	0,950	0,953	0,968	1,032	1,041	1,046
									
1,883	1,887	1,926	1,927	1,990	1,995	2,023	2,181	2,214	2,308

**Заключение**

В настоящей статье предложена новая мера оценивания степени размытости изображения, основанная на использовании параметра формы распределения Вейбулла, который определяется по выборочной совокуп-

ности магнитуды градиента изображения. Экспериментально показано, что чем больше фактор размытия, тем больше значение предложенной меры приближается к «2», причём наблюдается монотонная зависимость значения меры от фактора размытия. Такой же эффект наблюдается при фильтрации изображения, только по

мере увеличения фактора фильтрации значение меры монотонно убывает. Полученные результаты дают основание считать предложенную меру критерием структурированности изображения. Существенной особенностью предложенной меры является стандартизованность принимаемых ею значений, их соответствие определённой абсолютной шкале с конечными границами.

#### Благодарности

Работа выполнена при поддержке Государственного комитета по науке МОН РА в рамках научного проекта № 15Т-1В274 и Российско-Армянского (Славянского) университета за счет средств, выделенных в рамках субсидии МОН РФ на финансирование научно-исследовательской деятельности РАУ.

#### Литература

1. **Koik, B.T.** A literature survey on blur detection algorithms for digital imaging / B.T. Koik, H. Ibrahim // AIMS '13 Proceedings of the 2013 1st International Conference on Artificial Intelligence, Modelling and Simulation. – 2013. – P. 272-277. – DOI: 10.1109/AIMS.2013.50.
2. **Garg, V.** A survey on image blurring / V. Garg, M. Manchanda // International Journal of Engineering Applied and Management Sciences Paradigms. – 2014. – Vol. 15, Issue 1. – P. 42-46.
3. **Singh, D.** A survey on various image deblurring techniques / D. Singh, R.K. Sahu // International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering. – 2013. – Vol. 2(12). – P. 4736-4739.
4. **Tiwari, Sh.** Review of motion blur estimation techniques / Sh. Tiwari, V.P. Shukla, A.K. Singh, S.R. Biradar // Journal of Image and Graphics. – 2013. – Vol. 1(4). – P. 176-184. – DOI: 10.12720/joig.1.4.176-184.
5. **Tong, H.** Blur detection for digital images using wavelet transform / H. Tong, M. Li, H. Zhang, C. Zhang // Proceedings of IEEE 2004 International Conference on Multimedia and Expo (ICME '04). – 2004. – P. 17-20. – DOI: 10.1109/ICME.2004.1394114.
6. **Kerouh, F.** A no-reference quality metric for measuring image blur in wavelet domain / F. Kerouh, A. Serir // International Journal of Digital Information and Wireless Communications. – 2011. – Vol. 1(4). – P. 767-776.
7. **Choi, M.G.** No-reference image quality assessment using blur and noise / M.G. Choi, J.H. Jung, J.W. Jeon // International Journal of Electrical and Computer Engineering. – 2009. – Vol. 3(2). – P. 184-188.
8. **Кольцов, П.П.** Оценка размытия изображения / П.П. Кольцов // Компьютерная оптика. – 2011. – Т. 35(1). – С. 95-102.
9. **Bouma, H.** Precise local blur estimation based on the first-order derivative / H. Bouma, J. Dijk, A.W.M. van Eekeren // Proceedings of SPIE. – 2012. – Vol. 8399. – 839904. – DOI: 10.1117/12.918600.
10. **Монич, Ю.И.** Оценки качества для анализа цифровых изображений / Ю.И. Монич, В.В. Старовойтов // Искусственный интеллект. – 2008. – Т. 4. – С. 376-386.
11. **Chung, Y.-Ch.** An edge analysis based blur measure for image processing applications / Y.-Ch. Chung, J.-M. Wang, S.-W. Chen // Journal of Taiwan Normal University, Science & Technology. – 2006. – Vol. 51(1). – P. 21-31.
12. **Asatryan, D.** Quality assessment measure based on image structural properties / D. Asatryan, K. Egiazarian // Proceedings of the International Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Processing. – 2009. – P. 70-73. – DOI: 10.1109/LNLA.2009.5278400.
13. **Asatryan, D.** Orientation estimation with applications to image analysis and registration / D. Asatryan, K. Egiazarian, V. Kurkchian // International Journal "Information Theories and Applications". – 2010. – Vol. 17(4). – P. 303-311.
14. **Асатрян, Д.Г.** Метод классификации текстур с использованием структурных характеристик изображения / Д.Г. Асатрян, В.В. Куркчян, Л.Р. Харатян // Компьютерная оптика. – 2014. – Vol. 38(3). – P. 574-579.
15. **Brodatz Textures** [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.uu.uio.no/~tranden/brodatz.html> (дата обращения 03.09.2017).

#### Сведения об авторе

**Асатрян Давид Гегамович**, 1940 года рождения, доктор технических наук, профессор, работает руководителем Научно-исследовательского центра критических технологий Российско-Армянского (Славянского) университета и ведущим научным сотрудником в Институте проблем информатики и автоматизации национальной академии наук Армении. Область научных интересов: обработка сигналов и изображений.

E-mail: [dasat@ipia.sci.am](mailto:dasat@ipia.sci.am).

ГРНТИ: 28.23.15.

Поступила в редакцию 19 августа 2017 г. Окончательный вариант – 27 сентября 2017 г.

## IMAGE BLUR ESTIMATION USING GRADIENT FIELD ANALYSIS

D.G. Asatryan<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Russian-Armenian (Slavonic) University, Yerevan, Armenia,

<sup>2</sup> Institute for Information and Automation Problems of National Academy of Sciences of Armenia, Yerevan, Armenia

#### Abstract

Estimating the degree of blur is an important step in improving the image quality. In the literature, many approaches, criteria and algorithms for estimating the degree of blurring are proposed, which utilize the properties of the gradient field of an image. In this paper, we propose a new measure for blur estimation, based on the use of the Weibull distribution shape parameter, determined from a sample of magnitudes of the image gradient. Using artificially blurred images as an example, it is shown that the larger the blur factor, the nearer the proposed measure value to "2",

and a monotonic dependence of the measure value on the blur factor is observed. The same effect is observed when the image is filtered, but as the filter factor increases, the value of the measure decreases monotonically. In the paper, it is proposed that the measure of blurring should be considered as a criterion for the structuredness of the image.

**Keywords:** image blur, gradient magnitude, Weibull distribution, form parameter, Sobel operator, structure.

**Citation:** Asatryan DG. Image blur estimation using gradient field analysis. *Computer Optics* 2017; 41(6): 957-962. DOI: 10.18287/2412-6179-2017-41-6-957-962.

**Acknowledgements:** This work was supported by the RA MES State Committee of Science, under the research project No. 15T-1B274 and by Russian-Armenian (Slavonic) University under the research project funded by the RF State Committee of Science.

### References

- [1] Koik BT, Haidi I. A literature survey on blur detection algorithms for digital imaging. *AIMS '13* 2013; 272-277. DOI: 10.1109/AIMS.2013.50.
- [2] Garg V, Manchanda M. A survey on image blurring. *International Journal of Engineering Applied and Management Sciences Paradigms* 2014; 15(1): 42-46.
- [3] Singh D, Sahu RK. A survey on various image deblurring techniques. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering* 2013; 2(12): 4736-4739.
- [4] Tiwari Sh, Shukla VP, Singh AK, Biradar SR. Review of motion blur estimation techniques. *Journal of Image and Graphics* 2013; 1(4): 176-184. DOI: 10.12720/joig.1.4.176-184.
- [5] Tong H, Li M, Zhang H, Zhang C. Blur detection for digital images using wavelet transform. *ICME '04* 2004, 17-20. DOI: 10.1109/ICME.2004.1394114.
- [6] Kerouh F, Serir A. A no-reference quality metric for measuring image blur in wavelet domain. *International Journal of Digital Information and Wireless Communications* 2011, 1(4), 767-776, ISSN 2225-658X.
- [7] Choi MG, Jung JH, Jeon JW. No-reference image quality assessment using blur and noise. *International Journal of Electrical and Computer Engineering* 2009; 3(2): 184-188.
- [8] Koltsov PP. Image blur estimation [In Russian]. *Computer Optics* 2011; 35(1): 95-102.
- [9] Bouma H, Dijk J, van Eekeren AWM. Precise local blur estimation based on the first-order derivative. *Proc SPIE* 2012; 8399: 839904. DOI: 10.1117/12.918600.
- [10] Monich Yu, Starovoitov V. Image quality evaluation for image analysis [In Russian]. *Artificial Intelligence* 2008; 4: 376-386.
- [11] Chung Y-Ch, Wang J-M, Chen S-W. An edge analysis based blur measure for image processing applications. *Journal of Taiwan Normal University, Science & Technology* 2006; 51(1): 21-31.
- [12] Asatryan D, Egiazarian K. Quality assessment measure based on image structural properties. *Proceedings of the International Workshop on Local and Non-Local Approximation in Image Processing* 2009: 70-73. DOI: 10.1109/LNLA.2009.5278400.
- [13] Asatryan D, Egiazarian K, Kurkchian V. Orientation estimation with applications to image analysis and registration. *International Journal "Information Theories and Applications"* 2010; 17(4): 303-311.
- [14] Asatryan DG, Kurkchian V, Kharatyan LR. Method for texture classification using image structural features [In Russian]. *Computer Optics* 2014, 38(3), 574-579.
- [15] Brodatz Textures. Source: (<http://www.ux.uis.no/~tranden/brodatz.html>).

### Author's information

**David G. Asatryan** (b. 1940). Doctor of sciences (Engineering), professor, he works as a Head of Center for Critical Technologies of the Russian-Armenian (Slavonic) University and as a leading scientific worker at the Institute for Problems of Informatics and Automation of National Academy of Sciences of Armenia. Research interest: signal and image processing. E-mail: [dasat@ipia.sci.am](mailto:dasat@ipia.sci.am).

*Received August 19, 2017. The final version – September 27, 2017.*