

Метод повышения контрастности изображений с использованием генетического алгоритма*

В. Н. Гридин, К. И. Доманов, В. И. Солодовников

Центр информационных технологий в проектировании РАН, Одинцово, Россия

Аннотация. Представлен метод локального повышения контрастности изображений, основанный на распределении уровней серого в окрестности каждого отдельного пикселя. Произведена автоматизация рассмотренного подхода с использованием генетического алгоритма, что позволило исключить необходимость ручной настройки параметров преобразования. Выбраны необходимые критерии оценки качества изображений, среди которых основными являются: количество краевых пикселей, их суммарная интенсивность, мера энтропии изображения и мера яркостной адаптации. Реализованы программные компоненты и апробировано их функционирование на различных классах изображений, которое показало успешность применения данного подхода для изображений с высокой плотностью распределения градаций яркости, равномерной высвеченностью и слабой величиной градиента граничных пикселей.

Ключевые слова: изображение, предварительная обработка, яркость, контрастность, качество, пиксель, окрестность, генетический алгоритм, критерии оценки качества.

DOI 10.14357/20718632230207

Введение

Совершенствование математических и алгоритмических методов обработки информации, повсеместное использование методов машинного обучения и искусственного интеллекта имеет непосредственное влияние на развитие области, связанной с техническим зрением, анализом изображений, сегментацией объектов, распознаванием образов. Зачастую, одной из основных сложностей является плохое качество исходных изображений, в частности, плохая фокусировка, "замыленность", наличие засветов или, наоборот, темных областей. Для решения подобных проблем прибегают к методам предобработки, основанным на изменении яркости и повышении контрастности, что направ-

лено на улучшение визуального качества изображения, определяемого субъективной оценкой соответствующего специалиста. Также, многие методы требуют непосредственного взаимодействия с пользователем во время их работы, вследствие чего не подходят для автоматического применения. Во многих случаях результаты работы зависят от специфики представленного изображения. Помимо этого, большинство методов используют обобщенные данные обо всем изображении в целом, в то время как во многих случаях предпочтительно адаптировать преобразования с учетом локальных особенностей его отдельных частей. Подобный локальный подход для оптимизации яркости и контраста пикселей представлен в [1]. Однако к недостаткам метода можно отне-

* Исследование выполняется в рамках темы № FFSM-2019-0001

сти необходимость ручной предварительной настройки параметров обработки для каждого отдельного случая, что отрицательно сказывается на его применимости и эффективности.

Данное обстоятельство определяет актуальность создания автоматического метода для улучшения качества изображения, способного самостоятельно настроить необходимые параметры преобразования с помощью объективного критерия оценки качества, что обеспечит улучшение результатов обработки на широком спектре изображений различных специфик. Важной особенностью предлагаемого подхода является использование эволюционного алгоритма для адаптации к локальным особенностям в разных областях изображения. Тем самым, изменения яркости каждого пикселя зависят не только от параметров всего изображения, но и от окрестности данного пикселя.

1. Метод локального улучшения

Методы локального улучшения используют функции преобразования, основанные на распределении уровней серого вблизи каждого пикселя данного изображения. Основой разработанного метода является ядро улучшения качества полутоновых изображений.

Ядро улучшения – это оконное преобразование, которое применяется к каждому пикселю исходного изображения в точке (x, y) [1]. Преобразование T имеет следующий вид:

$$g(x, y) = T(f(x, y), n), \quad (1)$$

где $f(x, y)$ – интенсивность уровня серого пикселя во входном изображении; $g(x, y)$ – интенсивность уровня серого пикселя в выходном изображении; n – размер окна.

Данное преобразование берет интенсивность уровня серого пикселя во входном изображении и изменяет его значение на интенсивность уровня серого в выходном изображении. Обозначим H_{size} как вертикальный размер изображения, V_{size} как горизонтальный размер изображения. Тогда преобразование T будет рассчитываться по следующей формуле:

$$T(f(x, y)) = k \left(\frac{M}{\sigma(x, y) + b} \right) * (f(x, y) - c * m(x, y)) + m(x, y)^a, \quad (2)$$

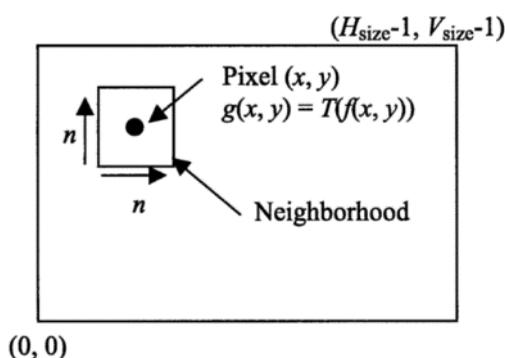


Рис. 1. Окрестность $n \times n$ с центром в точке (x, y)

где M – глобальное среднее значение яркости изображения; $m(x, y)$ – среднее значение яркости; $\sigma(x, y)$ – значение среднеквадратического отклонения; a, b, c, k – параметры ядра улучшения.

Глобальное среднее значение яркости исходного изображения рассчитывается по формуле:

$$M = \sum_{x=0}^{H_{size}-1} \sum_{y=0}^{V_{size}-1} f(x, y), \quad (3)$$

Вычисление значения среднеквадратического отклонения и среднего значения яркости выполняются для пикселей внутри окрестности $n \times n$ с центром в точке (x, y) , представленной на Рис. 1.

2. Генетический алгоритм

Параметры a, b, c, k из формулы 2 являются ключевыми и фиксируются в процессе применения преобразования T для всех пикселей изображения. Основной проблемой является выбор такой комбинации значений указанных параметров, которая бы позволила достичь наилучшего результата. В связи с этим был выбран подход, основанный на использовании генетического алгоритма [2; 4], как средства решения поставленной задачи поиска оптимального набора значений.

К базису генетического алгоритма относятся особь с определенным набором хромосом и начальная популяция, представленная из нескольких особей. В разрабатываемом методе каждая особь имеет 5 хромосом, которые представлены вещественными параметрами a, b, c, k и целочисленным параметром n . Описанный в [3] метод содержит только первые 4 параметра, из-за чего каждый раз возникает необходи-

мость пользовательской настройки величины окрестности. Для создания полностью автоматического метода в ген каждой особи был добавлен параметр n , характеризующий величину окрестности пикселя.

В качестве критерия остановки генетического алгоритма были выбраны: достижение определенного числа поколений, истечение времени, отпущенного на эволюцию и схождение популяции [5; 6].

3. Критерии оценки качества

Применение автоматического метода улучшения изображения, не требующего вмешательства человека и установки дополнительных внешних параметров, требует выбора оптимального критерия оценки качества изображения. Данные критерии применяются для механизма селекции генетического алгоритма. Для отбора наиболее приспособленных особей, необходимо чтобы значение целевой функции зависело от результата оценки качества полученного изображения.

В улучшенном изображении имеется большее количество краевых пикселей с более высокими значениями интенсивности, по сравнению с исходным изображением. Таким образом, было принято решение использовать детектор края изображения для выявления количества краевых пикселей и их интенсивности. В разрабатываемом алгоритме был применен оператор Собеля.

Данный оператор позволяет найти приближение градиента яркости изображения [7]. Работа оператора Собеля заключается в наложении на каждую точку исходного изображения двух масок, представленных на Рис. 2.

Рассмотренные выше маски применяются для получения горизонтальной и вертикальной границ градиента соответственно, чьи формулы представлены ниже:

$$\delta h_I = g(x - 1, y + 1) + 2g(x, y + 1) + g(x + 1, y + 1) - g(x - 1, y - 1) - 2g(x, y - 1) - g(x + 1, y - 1), \quad (4)$$

$$\delta v_I = g(x + 1, y + 1) + 2g(x + 1, y) + g(x + 1, y - 1) - g(x - 1, y + 1) - 2g(x - 1, y) - g(x - 1, y - 1), \quad (5)$$

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

Рис. 2. Маски оператора Собеля

где x, y – координаты текущей точки изображения.

Представленные выше формулы необходимы для вычисления суммы интенсивностей краевых пикселей и их числа. Ниже представлен расчет интенсивности краевых пикселей [8]:

$$E(I) = \frac{1}{\sum_x \sum_y} \sqrt{\delta h_I(x, y)^2 + \delta v_I(x, y)^2}, \quad (6)$$

Расчет количества краевых пикселей $\eta(I)$ производится с помощью следующих формул:

$$\eta(I) = \sum_{x,y} \mu(x, y), \quad (7)$$

$$\mu(x, y) = \begin{cases} 1, & \sqrt{\delta h_I(x, y)^2 + \delta v_I(x, y)^2} > p, \\ 0, & \sqrt{\delta h_I(x, y)^2 + \delta v_I(x, y)^2} < p \end{cases}, \quad (8)$$

где p – некое предельное значение.

В данной работе гистограмма распределения значений интенсивности краевых пикселей имеет однозначный характер, поэтому в качестве порогового значения p выбирается середина диапазона возможных значений.

Помимо этого, к критериям улучшения качества можно отнести меру энтропии изображения, поскольку она отражает величину различных градаций яркости. Данная метрика позволяет отфильтровывать крайне контрастные бинарные изображения с большим количеством краев, состоящие из черных и белых пикселей. Формулы для расчета меры энтропии [9; 10]:

$$H(I) = \sum_i v(i), \quad (9)$$

$$v(i) = \begin{cases} -v_i \log_2(v_i), & v_i \neq 0, \\ 0, & v_i = 0 \end{cases}, \quad (10)$$

Для человеческого зрения наиболее приятны изображения, среднее значение яркости которых равно середине всего диапазона возможных яркостей, поэтому необходимо, чтобы целевая функция зависела от следующего множителя:

$$LQ(I) = 1 - \left(\frac{L_{mean} - L_{max}/2}{L_{max}/2} \right), \quad (11)$$

где L_{mean} – среднее значение яркости изображения; L_{max} – максимальное значение яркости изображения.

Таким образом, для выбора наиболее приспособленных особей в механизме селекции генетического алгоритма, было принято решение сделать значение целевой функции зависящим от параметров $\eta(I)$, $E(I)$, $H(I)$ и $LQ(I)$, тем самым фитнес-функция принимает следующий вид:

$$F(x) = (\ln(\ln(E(I) + e))) * \frac{\eta(I)}{H_{size} * V_{size}} * e^{H(I)} * LQ(I), \quad (12)$$

Формула вычисления значения целевой функции основывается на схожих работах в этой области [11], а использование логарифма обуславливается необходимостью предотвращения создания неестественных изображений с большой интенсивностью краевых пикселей.

4. Реализация и тестирование

Для реализации рассмотренного выше метода был выбран язык программирования Python, что обусловлено множеством уже имеющихся библиотек для работы с изображениями. Однако к существенным недостаткам языка Python, применительно к решаемой задаче, относится тот факт, что он является интерпретируемым, а это в свою очередь негативно влияет на производительность и может быть критичным при реализации генетического алгоритма улучшения качества изображений из-за большой вычислительной сложности, которая обуславливается сложным преобразованием каждого пикселя (2) и расчетом критериев оценки качества (12). Для решения этой проблемы был использован just-in-time-компилятор Numba, который переводит подмножество Python и NumPy в оптимизированный машинный код. Помимо этого, было использовано распараллеливание прохода по всем пикселям изображения при вычислении нового значения интенсивности и расчете критериев оценки качества, что позволило значительно улучшить производительность.

Реализованный генетический алгоритм при размере популяции в 70 особей находит оптимальное решение примерно за 30 итераций. При этом обработка изображения 256 x 256 пикселей занимает примерно 7 – 9 секунд на компьютере с процессором Intel Core i3-9100F и количеством оперативной памяти 8Гб, что является хорошим результатом для алгоритма подобной сложности, но, несмотря на это, применение данного метода в приложениях, работающих в режиме реального времени, является затруднительным.

На Рис. 3 представлена IDEF0 диаграмма разработанного метода.

Входными и выходными данными программного средства являются начальное и обработанное изображение соответственно. Входное изображение рассматривалось как полутоновое, то есть изображение только с одним выбранным цветом на пиксель. Этот тип изображения обычно отображается в оттенках серого от самого темного черного до самого яркого белого. Полутоновые изображения, используемые для отображения, обычно сохраняются с нелинейной шкалой 8 бит на дискретный пиксель, которая может иметь 256 уровней серого.

Для тестирования разработанного подхода был создан набор полутоновых изображений различного качества и контрастности. В результате выявлено, что метод хорошо проявляет себя на малоконтрастных изображениях с высокой плотностью распределения градаций яркости, поскольку основной особенностью рассмотренного преобразования, в отличие от классических методов повышения контрастности, является возможность увеличения значения яркостной энтропии изображения. Помимо этого, стоит отметить, что подбираемый параметр размера окна играет важную роль в итоговой четкости границ выходного изображения. Малый размер окна является оптимальным для получения четких изображений с ярко выраженными границами. В свою очередь, большое окно способствует сглаживанию итогового изображения, что является оптимальным для обработки фото плохого качества. Примеры работы метода представлены на Рис. 4 – 6 в сравнении с методом эквализации гистограммы (1 – до обработки, 2 – генетический алгоритм, 3 – эквализация гистограммы).

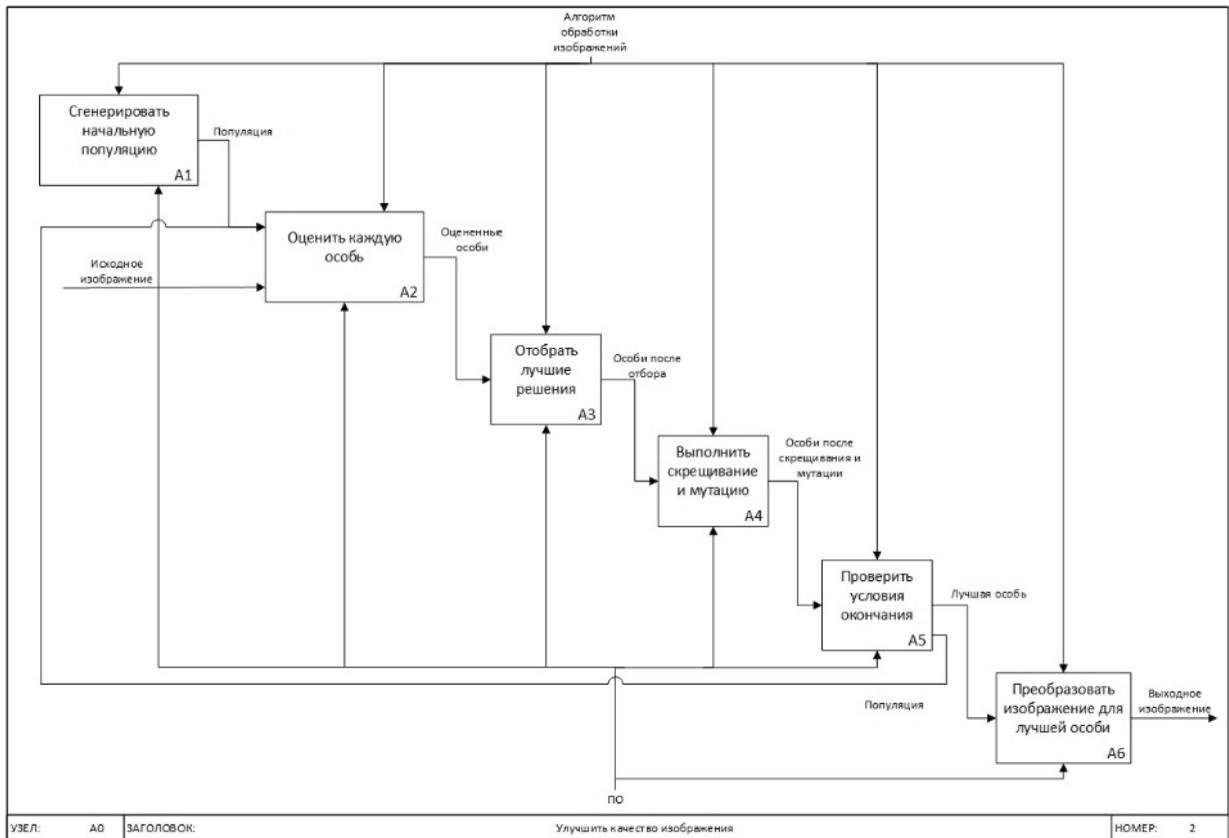


Рис. 3. Диаграмма IDEF0

Стоит отметить, что, несмотря на успешность применения данного алгоритма к изображению 1 на Рис. 4, разработанный метод может приводить к появлению ложных границ в виде блоков, как показано на изображении 4 Рис. 2. Данный недостаток может возникнуть при обработке изображений с низким разрешением и большим количеством шумов, используя малый размер окна.

Помимо приведенных выше результатов, для тестирования разработанного метода применялся подход восстановления изображения с искусственно пониженной контрастностью. Примеры результатов тестирования для изображения с различной степенью контрастности представлены на рисунках 7 и 8 (1 – оригинальное изображение, 2 – после понижения контрастности, 3 – после обработки).

Заключение

Разработанный метод локального повышения контрастности изображений, основан на распре-

делении уровней серого в окрестности каждого отдельного пикселя, а его автоматизация основана на использовании генетического алгоритма. Главными достоинствами разработанного подхода является отсутствие необходимости пользовательской настройки параметров, адаптация к локальным особенностям различных областей изображений и модернизированная фитнес-функция, позволяющая отбирать наиболее качественные изображения. Для функционирования предложенного подхода осуществлен выбор ряда критериев оценки качества изображений, среди которых основными являются: количество краевых пикселей, их суммарная интенсивность, мера энтропии изображения и мера яркостной адаптации. Реализация программных компонент и апробация их функционирования на различных классах изображений показала перспективность применения данного подхода для изображений с высокой плотностью распределения градаций яркости, равномерной высвеченностью и слабой величиной градиента граничных пикселей.

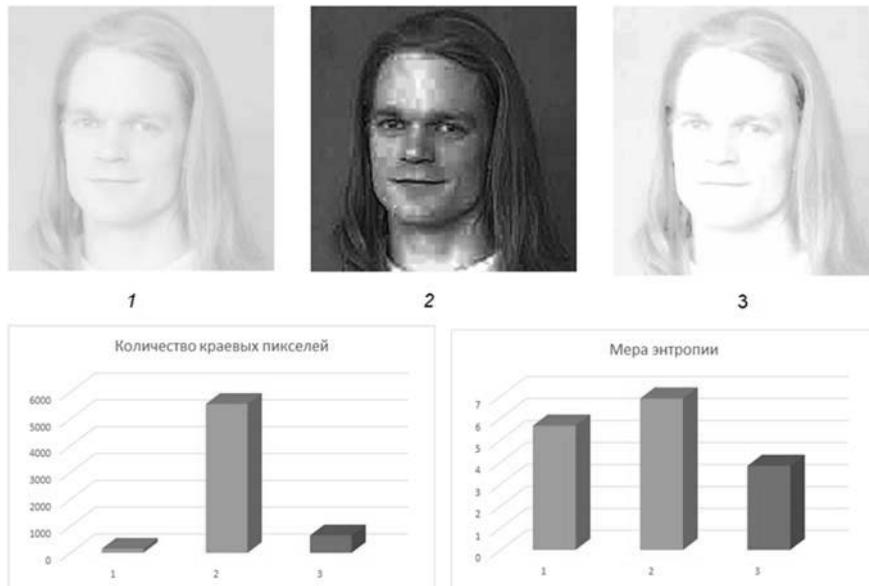


Рис. 4. Результаты работы метода. Пример 1

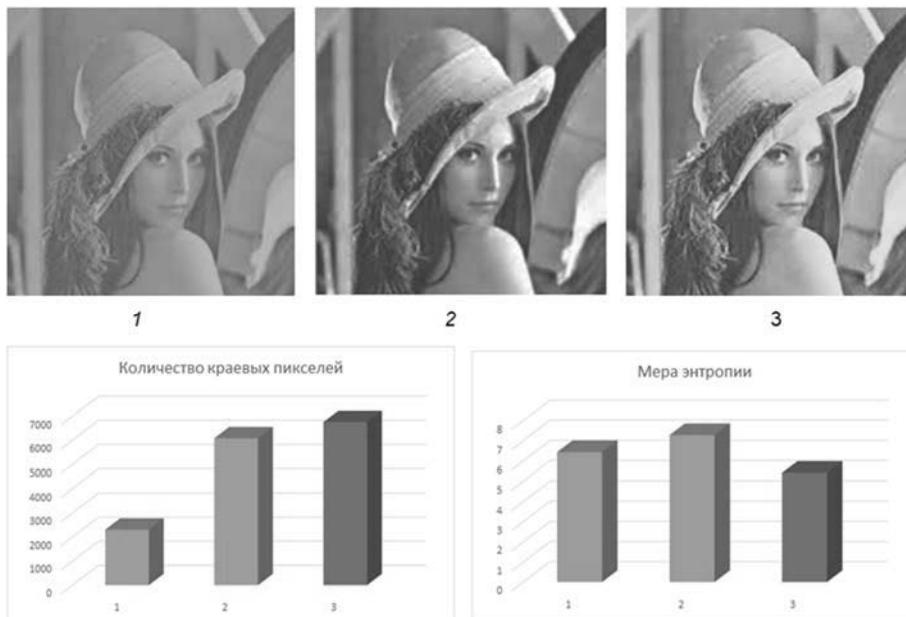


Рис. 5. Результаты работы метода. Пример 2

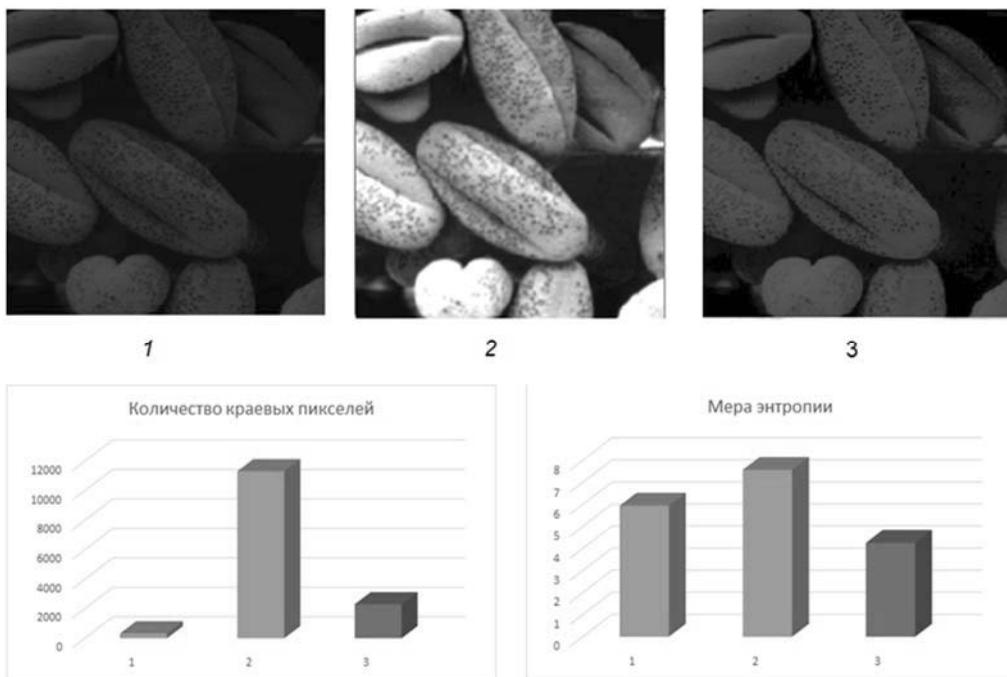


Рис. 6. Результаты работы метода. Пример 3



Рис. 7. Результаты работы метода. Пример 4



Рис. 8. Результаты работы метода. Пример 5

Литература

1. Гонзалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. Издание 3-е, исправленное и дополненное. Москва, Техносфера, 2012, с. 1104.
2. Батищев Д.И., Неймарк Е.А., Старостин Н.В. Применение генетических алгоритмов к решению задач дискретной оптимизации. Учебно-методический материал по программе повышения квалификации «Информационные технологии и компьютерное моделирование в прикладной математике». Нижний Новгород, 2007, с. 85.
3. Munteanu C., Rosa A. Gray-Scale Image Enhancement as an Automatic Process Driven by Evolution. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2004, с. 1292–1298.
4. Панченко Т.В. Генетические алгоритмы: учебно-методическое пособие. Астрахань, Астраханский университет, 2007, с. 6.
5. Вороновский Г.К. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности. Харьков, ОСНОВА, 1997, с. 112.
6. Тим Джонс М. Программирование искусственного интеллекта в приложениях: пер. с англ. ДМК Пресс, 2004, с. 312.
7. Демин А.Ю., Дорофеев В.А. Распараллеливание алгоритма выделения границ объектов на основе структурно-графического представления. Томский политехнический университет, 2013, с. 160.
8. Мартьянова А.В., Лабунец В.Г. Задача агрегирования при выделении границ объектов на изображении. Вестник ЮУрГУ, 2015, с. 6.
9. Цветков О.В., Поливанайте Л.В., Куценко С.А., Репина М.В. Простая высокоинформативная метрика для оценки качества изображений в биомедицинских системах. Санкт-Петербург, Биотехносфера, 2014, с. 56.
10. PSNR и SSIM или как работать с изображениями под С – URL: <https://habr.com/ru/post/126848/> – Habr (дата обращения 09.09.2022).
11. Akhilesh Verma. A Survey on Image Contrast Enhancement Using Genetic Algorithm. International Journal of Scientific and Research Publications, Volume 2, Issue 7, 2012.

Гридин Владимир Николаевич. Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Центр информационных технологий в проектировании Российской академии наук (ЦИТП РАН). Московская область, Одинцово. Научный руководитель, доктор технических наук, профессор. Область научных интересов: информационные технологии, системы автоматизированного проектирования, методы искусственного интеллекта. E-mail: info@ditc.ras.ru

Доманов Константин Ильич. Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Центр информационных технологий в проектировании Российской академии наук (ЦИТП РАН). Московская область, Одинцово. Инженер-исследователь. Область научных интересов: информационные технологии, компьютерное зрение. E-mail: domanovki@student.bmstu.ru

Солодовников Владимир Игоревич. Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Центр информационных технологий в проектировании Российской академии наук (ЦИТП РАН), Московская область, Одинцово. Директор, кандидат технических наук. Область научных интересов: методы искусственного интеллекта, самоорганизующиеся системы поддержки принятия решений, нейросетевой анализ данных. E-mail: info@ditc.ras.ru

Image Contrast Improvement Method Using Genetic Algorithm

V. N. Gridin, K. I. Domanov, V. I. Solodovnikov

Design Information Technologies Center Russian Academy of Sciences, Odintsovo, Moscow Region, Russian Federation

Abstract. The paper presents a method for local image contrast enhancement based on the distribution of gray levels in the vicinity of each individual pixel. The considered approach was automated using a genetic algorithm, which made it possible to eliminate the need for manual adjustment of the transformation parameters. The necessary criteria for assessing the quality of images are selected, among which the main ones are: the number of edge pixels, their total intensity, the measure of image entropy and the measure of brightness adaptation. Software components have been implemented and their functioning has been tested on various classes of images, which has shown the success of this approach for images with a high density of distribution of gradations of brightness, uniform illumination and a weak gradient of boundary pixels.

Keywords: image, preprocessing, brightness, contrast, quality, pixel, neighborhood, genetic algorithm, quality assessment criteria.

DOI 10.14357/20718632230207

References

1. Gonzales R., Woods R. Digital Image Processing. 3rd edition, corrected and enlarged. Moscow, Technosphere, 2012, p. 1104.
2. Batishchev D.I., Neimark E.A., Starostin N.V. Application of genetic algorithms to solving discrete optimization problems. Educational and methodological material for the advanced training program "Information Technology and Computer Modeling in Applied Mathematics". Nizhny Novgorod, 2007, p. 85.
3. Munteanu C., Rosa A. Gray-Scale Image Enhancement as an Automatic Process Driven by Evolution. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2004, p. 1292–1298
4. Panchenko T.V. Genetic algorithms: teaching aid. Astrakhan, Astrakhan University, 2007, p. 6.
5. Voronovsky G.K. Genetic algorithms, artificial neural networks and problems of virtual reality. Kharkov, OSNOVA, 1997, p. 112.
6. Tim Jones M. Programming artificial intelligence in applications: per. from English. DMK Press, 2004, p. 312.
7. Demin A.Yu., Dorofeev V.A. Parallelization of the algorithm for selecting the boundaries of objects based on the structural-graphical representation. Tomsk Polytechnic University, 2013, p. 160.
8. Martyanova A.V., Labunets V.G. The task of aggregation when highlighting the boundaries of objects in the image. Bulletin of SUSU, 2015, p. 6.
9. Tsvetkov O.V., Polivanaite L.V., Kutsenko S.A., Repina M.V. A simple, highly informative metric for evaluating image quality in biomedical systems. St.Petersburg, Biotechnosphere, 2014, p.56.
10. PSNR and SSIM or how to work with images under C - URL: <https://habr.com/ru/post/126848/> - Habr (accessed 09/09/2022).
11. Akhilesh Verma. A Survey on Image Contrast Enhancement Using Genetic Algorithm. International Journal of Scientific and Research Publications, Volume 2, Issue 7, 2012.

Gridin V. N. Doctor of Technical Sciences, Professor, Scientific Director. Design Information Technologies Center Russian Academy of Sciences, Marshal Biryuzov Str. 7a, Odintsovo, Moscow region, 143000, Russian Federation. E-mail: info@ditc.ras.ru

Domanov K. I. Research Engineer, Design Information Technologies Center Russian Academy of Sciences, Marshal Biryuzov Str. 7a, Odintsovo, Moscow region, 143000, Russian Federation. E-mail: domanovki@student.bmstu.ru

Solodovnikov V. I. Ph.D., Director. Design Information Technologies Center Russian Academy of Sciences, Marshal Biryuzov Str. 7a, Odintsovo, Moscow region, 143000, Russian Federation. E-mail: info@ditc.ras.ru