

Научная статья

УДК 004.932; DOI: 10.61260/2218-13X-2024-2-42-52

## **НЕЧЕТКИЙ МЕТОД ПОВЫШЕНИЯ КОНТРАСТНОСТИ КАРТОГРАФИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НИЗКОГО КАЧЕСТВА**

✉ Громов Юрий Юрьевич;

Шамсулдаин Хайдар Абдулваххаб Х.

Тамбовский государственный технический университет, г. Тамбов, Россия.

Максимова Елена Александровна;

Карасев Павел Игоревич.

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия

✉ [gromovtambov@yandex.ru](mailto:gromovtambov@yandex.ru)

*Аннотация.* Разработан метод нечеткого улучшения изображения, позволяющий разбить значения пикселей изображения на различные степени ассоциаций, чтобы компенсировать потерю локальной яркости в темных и светлых областях при повышении всего уровня яркости изображения.

Метод состоит из трех этапов. Во-первых, спутниковое изображение преобразуется из пространства яркости черно-белого отображения в пространство принадлежности с помощью нечеткой кластеризации С-средних. Во-вторых, соответствующая модель конвертирования каждого кластера строится на основе соответствующей принадлежности к определенному кластеру. В-третьих, изображение восстанавливается в пространство уровней яркости черно-белого изображения путем объединения сконвертированных значений серого цвета для каждого кластера.

Полученные результаты демонстрируют, что предложенный метод способствует улучшению качества визуализации изображения и повышению точности измерения показателей.

*Ключевые слова:* изображение, обработка, цвет, интерпретация, нечеткая логика

**Для цитирования:** Громов Ю.Ю., Шамсулдаин Х.А.Х., Максимова Е.А., Карасев П.И. Нечеткий метод повышения контрастности картографических изображений низкого качества // Науч.-аналит. журн. «Вестник С.-Петерб. ун-та ГПС МЧС России». 2024. № 2. С. 42–52. DOI: 10.61260/2218-13X-2024-2-42-52.

Scientific article

## **A FUZZY METHOD FOR INCREASING THE CONTRAST OF LOW-QUALITY CARTOGRAPHIC IMAGES**

✉ Gromov Yuriy Yu.;

Shamsuldaeen Haidar Abdulwahhab H.

Tambov state technical university, Tambov, Russia.

Maksimova Elena A.;

Karasev Pavel I.

MIREA – Russian technological university, Moscow, Russia

✉ [gromovtambov@yandex.ru](mailto:gromovtambov@yandex.ru)

*Abstract.* In this study, we have developed a new image enhancement method that uses fuzzy logic. This method allows us to split pixel values into different levels of importance, which helps to compensate for the loss of local brightness in dark and bright areas of an image. The goal is to increase the overall brightness of the image while preserving details.

The process involves three stages. Firstly, the satellite image is transformed into a membership space using the c-means clustering algorithm. This creates a model that can be used to convert each pixel value into a level of importance. Secondly, a corresponding model is created for each level of importance based on the membership data. Finally, the image is transformed back into a standard brightness space by combining the grayscale values for each level.

© Санкт-Петербургский университет ГПС МЧС России, 2024

Our results show that this method improves the visual quality and accuracy of measurements when compared to traditional methods.

*Keywords:* image, processing, color, interpretation, fuzzy logic

**For citation:** Gromov Yu.Yu., Shamsuldaeen H.A.H., Maksimova E.A., Karasev P.I. A fuzzy method for increasing the contrast of low-quality cartographic images // Scientific and analytical journal «Vestnik Saint-Petersburg university of State fire service of EMERCOM of Russia». 2024. № 2. P. 42–52. DOI: 10.61260/2218-13X-2024-2-42-52.

## Введение

С развитием технологий дистанционного зондирования Земли спутник может давать изображения с разрешением 1 или 2 м. Хотя существует множество методов обнаружения признаков, разработанных для автоматических целей, ручная интерпретация и визуализация изображений по-прежнему имеют основное значение для многих областей применения. Обычно необработанные спутниковые изображения характеризуются узким диапазоном яркости, поэтому часто применяется увеличение контрастности для улучшения визуальной интерпретации.

Существует множество методов улучшения изображений, разработанных для повышения их эстетического качества. Их можно условно разделить на три класса. Первый – это методы пространственной области, которые обычно работают с методом локального окна. Каждый пиксель на изображении усиливается соответствующим локальным контрастом, который получается из разработанных фильтров [1, 2].

Второй – методы, основанные на преобразовании. Эти методы обычно преобразуют изображения в частотную область с помощью 2-D дискретного косинусного преобразования, преобразования Фурье или других преобразований. Затем можно было бы разработать различные методы для улучшения изображения. Как правило, основной целью этих подходов является уменьшение шумов и улучшение формы объектов в частотной области [3].

Наконец, третий – это методы корректировки гистограмм. Поскольку яркость и контрастность изображения могут быть оценены по среднему значению изображения и динамическому диапазону гистограммы соответственно, таким образом, изображение может быть улучшено путем модификации гистограммы вышеуказанной информацией [4].

Однако традиционные методы контрастного усиления зачастую сталкиваются с проблемой неспособности эффективно усиливать все классы почвенного покрова на изображении. Например, темные лесные зоны часто становятся еще более темными, в то время как яркие городские районы выглядят еще более яркими после применения усиления контраста. В результате обычное увеличение контрастности приводит к изображению с достаточным контрастом в среднем диапазоне яркости, но при этом теряются локальные детали в темных и светлых областях.

В данном исследовании разработан метод нечеткого улучшения изображения, позволяющий разбить значение пикселя изображения на различные степени ассоциаций, чтобы компенсировать потерю локальной яркости в темных и светлых областях [5].

## Методы исследования

Поскольку обычный метод усиления контрастности включает в себя потерю локальных деталей яркости в сильно темных и светлых областях, в данном исследовании разработан метод усиления контрастности разбиения, основанный на теории нечетких множеств.

Цель использования теории нечетких множеств состоит в том, чтобы избежать неоднородности значений серого цвета, вызванного обычными разбиениями. Здесь ввел теорию нечетких множеств в качестве расширения традиционного понятия четкого

множества [6]. Основная идея теории заключается в том, что элементы множества обладают степенями принадлежности, которые оцениваются в диапазоне от 0 до 1, вместо того, чтобы иметь бинарное значение. Соответственно, сложный процесс можно рассматривать как комбинацию нескольких простых процессов, которые могут действовать соответственно. После завершения каждого подпроцесса можно восстановить исходный сложный процесс.

На основе этой идеи разработан трехэтапный метод. Сначала спутниковое изображение классифицируется с помощью метода нечеткой кластеризации С-средних (FCM) [7]. Каждый классифицированный пиксель содержит несколько степеней принадлежности к соответствующим кластерам. Затем изображение, которое изначально размыто и преобразовано из пространства уровней яркости черно-белого отображения в пространство членства, проходит через второй этап, на котором строится отдельная модель растяжения для каждого кластера на основе его степеней принадлежности. На третьем этапе происходит дефазификация изображения, после чего оно обратно преобразуется в пространство уровней яркости черно-белого отображения путем объединения растянутых значений серого цвета для каждого кластера. После этого качество результата улучшения оценивается и сравнивается с другими типичными методами. Вся процедура предложенного метода показана на рис. 1.

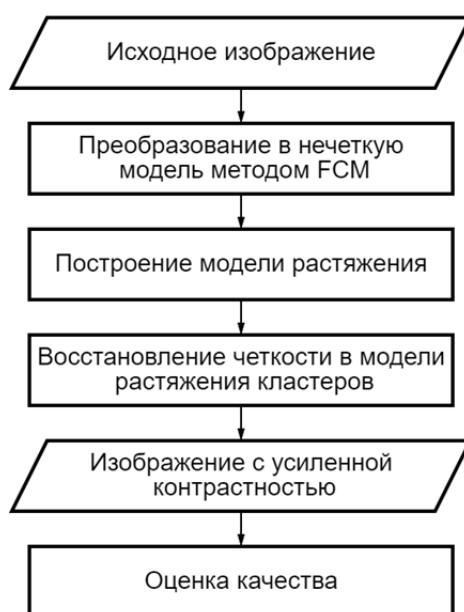


Рис. 1. Порядок действий предлагаемого метода

Нечеткая кластеризация С-средних является широко используемым методом нечеткой классификации. При рассмотрении логики нечетких множеств разработан метод, основанный на кластеризации  $k$ -средних. В этом методе каждый пиксель не принадлежит исключительно какому-либо одному кластеру, а представлен несколькими членами каждого кластера. Метод кластеризации выполняется с итерационной оптимизацией минимизации нечеткой целевой функции ( $J_m$ ), определяемой в уравнении (1) [8, 9]:

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m d^2(x_k, V_i), \quad (1)$$

где  $c$  – количество кластеров;  $n$  – количество пикселей;  $\mu_{ik}$  – значение принадлежности к  $k$ -му кластеру  $k$ -го пикселя;  $m$  – нечеткость для каждого нечеткого множества, когда  $m$  близко к 1, метод аналогичен кластеризации  $k$ -средних;  $x_k$  – вектор  $k$ -го пикселя;  $V_i$  – центральный вектор  $i$ -го кластера;  $d^2(x_k, V_i)$  – евклидово расстояние между  $x_k$  и  $V_i$ .

Членство ( $\mu_{ik}$ ) оценивается расстоянием между  $k$ -м пикселем и центром  $i$ -го кластера и ограничивается следующим образом:

$$\begin{cases} 0 \leq \mu_{ik} \leq 1 \text{ для всех } i, k \\ \sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1 \text{ для всех } k \\ 0 < \sum_{k=1}^n \mu_{ik} < n \text{ для всех } i \end{cases}, \quad (2)$$

где  $\mu_{ik}$  – значение принадлежности  $i$ -му кластеру  $i$ -го пикселя;  $c$  – количество кластеров;  $n$  – количество пикселей.

Центр кластера ( $V_i$ ) и значение принадлежности ( $\mu_{ik}$ ) могут быть вычислены по уравнениям (2), (3) соответственно:

$$V_i = \frac{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m x_i}{\sum_{k=1}^n (\mu_{ik})^m}, \quad 1 \leq i \leq c; \quad (2)$$

$$\mu_{ik} = \left[ \sum_{j=1}^c \left( \frac{d(x_k, V_i)}{d(x_k, V_j)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, \quad 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n. \quad (3)$$

Таким образом,  $J_m$  можно минимизировать путем итерации по уравнениям (2), (3). Первым шагом итерации является инициализация фиксированного  $c$ , параметра нечеткости  $m$ , порога сходимости  $\varepsilon$  и начального центра для каждого кластера, а затем вычисление  $\mu_{ik}$  и  $V_i$  с использованием уравнения (2), (3) соответственно. Итерация прекращается, когда изменение  $V_i$  между двумя итерациями становится меньше  $\varepsilon$ . Наконец, каждый пиксель классифицируется на комбинацию принадлежности кластерам [10, 11].

После процесса кластеризации изображение преобразуется в пространство членства из пространства уровней яркости черно-белого отображения. Каждый пиксель содержит различные комбинации членства. Простая линейная модель растяжения предназначена для плавного увеличения каждого кластера. Метод растяжки включает в себя два этапа. Во-первых, гистограмма каждого кластера генерируется путем подсчета соответствующего значения принадлежности каждого пикселя вместо частоты, которая обычно используется. Таким образом, значение каждого столбца гистограммы является действительным числом, но сумма действительных показателей для каждого столбца гистограммы все равно равна количеству пикселей изображения. Во-вторых, модель растяжения строится на основе соответствующей гистограммы с действительными показателями для каждого столбца (плавающей гистограммы) в виде следующего уравнения:

$$m_i(g) = \frac{g - b_{i,l}}{b_{i,u} - b_{i,l}} \times (L - 1),$$

где  $m_i(g)$  представляет собой растянутое значение уровня яркости черно-белого изображения;  $g$  – исходное значение уровня яркости черно-белого изображения;  $L$  – количество уровней яркости черно-белого изображения;  $b_{i,u}$  – верхняя граница для растяжения  $i$ -го кластера;  $b_{i,l}$  – нижняя граница для растяжения  $i$ -го кластера [10].

Верхняя граница ( $b_{i,u}$ ) и нижняя граница ( $b_{i,l}$ ) определяются двумя пропорциональными параметрами  $p_u$  и  $p_l$ , как показано в уравнениях (4) и (5):

$$b_{i,l} = h_i^{-1}(p_l \times \sum_{g=0}^{L-1} h_i(g)); \quad (4)$$

$$b_{i,u} = h_i^{-1}\left((1 - p_u) \times \sum_{g=0}^{L-1} h_i(g)\right), \quad (5)$$

где  $h_i(g)$  – функция распределения  $i$ -го кластера;  $p_u, p_l$  – параметры пропорции.

После создания модели растяжения для каждого кластера изображение может быть возвращено в пространство уровней серого цвета. В соответствии с этой моделью (уравнение (6)), значения уровней серого цвета исходного изображения могут быть изменены на различные значения. Эти расширенные значения затем взвешиваются с соответствующими значениями членства. Чтобы предотвратить перенасыщение значения пикселя, результат усиления ограничен уравнением (7).

$$m'(g) = \sum_{i=1}^c \mu_{ik} \times m_i(g); \quad (6)$$

$$0 \leq m'(g) \leq L - 1, \quad (7)$$

где  $\mu_{ik}$  – значение принадлежности  $i$ -му кластера  $k$ -го пикселя;  $g$  – исходное значение уровня яркости чёрно-белого изображения;  $L$  – количество уровней яркости чёрно-белого изображения;  $m_i(g)$  – функция отображения  $i$ -го кластера [12].

### Результаты исследования и их обсуждение

Предложенный метод апробирован на спутниковом снимке. Наземное разрешение изображения составляет 8 м, а размер изображения – 3 000×2 300 пикселей. На изображениях представлены различные классы растительного покрова, включая леса, городские районы, реки и др.

На этапе FCM число кластеров ( $c$ ) задается числом 5, а нечеткость ( $m$ ) – значением 2 для целей эффективного вычисления. Кроме того, параметры пропорции ( $p_u$ ) и ( $p_l$ ) задаются величиной 0,015 для построения модели растяжения для каждого кластера.

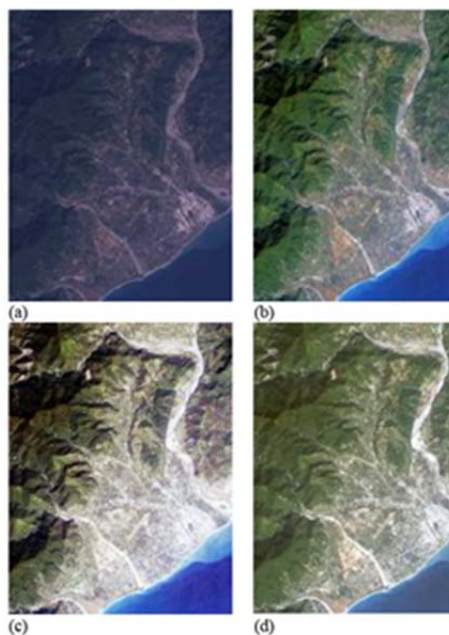
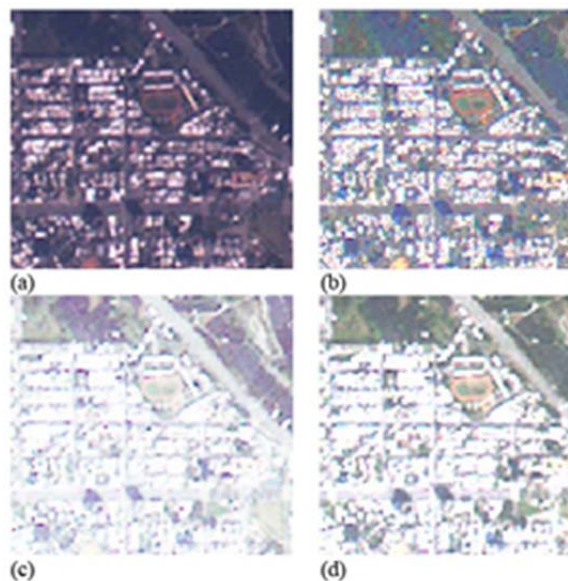


Рис. 2. Исходное изображение и сравнительные результаты:  
**(a)** – исходное изображение; **(b)** – предлагаемый метод; **(c)** – выравнивание гистограммы;  
**(d)** – линейное растяжение контраста

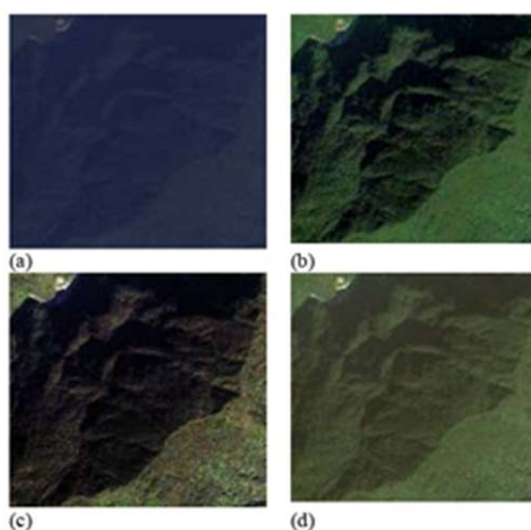
На рис. 2 показаны исходное изображение и улучшенные изображения с использованием общепринятых методов и предложенного метода. Исходное изображение, очевидно, выглядит так, что яркость темная, а контраст низкий. При использовании обычных методов усиления контрастности уровень яркости черно-белого изображения с чрезвычайно темным или ярким цветом заметно перенасыщается. Как показано на рис. 2, предложенный

метод обеспечивает лучшую визуализацию в цвете и деталях, чем другие методы. На рис. 3–5 показаны сравнения увеличенных изображений городской местности, лесов и реки соответственно. В этих областях обычные методы усиления контрастности, как правило, теряют мельчайшие детали изображений, в то время как предлагаемый метод может обеспечить больше деталей и лучшую контрастность изображения.



**Рис. 3. Исходное изображение и сравнительные результаты:**  
**(a) – исходное изображение; (b) – предлагаемый метод; (c) – выравнивание гистограммы;**  
**(d) – линейное растяжение контраста**

Как показано на рис. 2–5, предложенный метод обеспечивает значительно лучшую контрастность и детализацию зрительного восприятия человека, чем обычные методы улучшения. Однако визуальные характеристики метода контрастного усиления трудно объективно оценить и сравнить с различными методами. Следовательно, для оценки результата требуется метрический показатель. В этом исследовании для оценки результатов используются два показателя: энтропия и показатель качества изображения.



**Рис. 4. Локальные увеличенные изображения (леса) для сравнения:**  
**(a) – исходное изображение; (b) – предлагаемый метод; (c) – выравнивание гистограммы;**  
**(d) – линейное растяжение контраста**

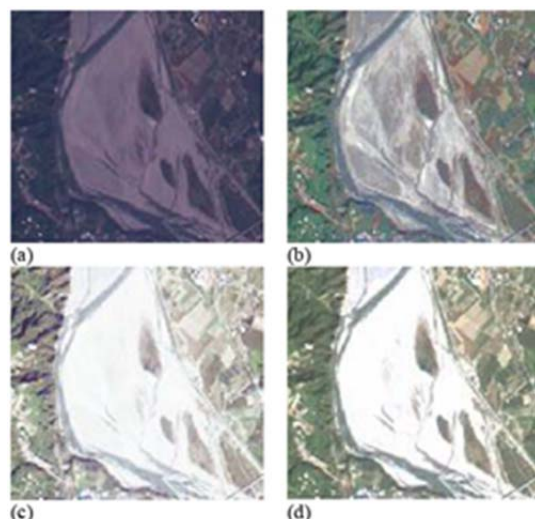


Рис. 5. Локальные увеличенные изображения (реки) для сравнения:  
 (a) – исходное изображение; (b) – предлагаемый метод; (c) – выравнивание гистограммы;  
 (d) – линейное растяжение контраста

Энтропия Шеннона (или информационная энтропия) – это метод измерения неопределенности информации. Предположим, что в пространстве выборок есть  $w$  событий, вероятность каждого события равна  $p_i$  ( $i= 1, 2, \dots, n$ ), каждый  $p_i$  равен или больше нуля, а сумма  $p_i$  равна 1. Поэтому для измерения неопределенности пространства выборки можно определить функцию  $H$ . Для обработки изображений  $w$  задается количеством уровней яркости чёрно-белого изображения. Тогда  $w$  можно было бы описать в виде уравнения (8). Из значений энтропии следует, что информация изображения богаче, когда энтропия выше. Поскольку тестовые данные представляют собой многоспектральное изображение, энтропия в данном исследовании вычисляется путем усреднения всех полос.

Результаты энтропии приведены в таблице.

Таблица

#### Оценка качества различных методов

Показатель	Метод		
	улучшение на основе нечеткости	выравнивание гистограммы	линейное контрастное растяжение
Энтропия	5,071	4,099	4,011
IQM	$4,72 \times 10^{-3}$	$4,30 \times 10^{-3}$	$2,92 \times 10^{-3}$

Энтропия изображения, усиленного предложенным методом, составляет 5,071, что выше значений изображений, усиленных традиционными методами:

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \ln p_i, \quad (8)$$

где  $L$  – количество уровней яркости чёрно-белого изображения;  $p_i$  – вероятность уровня  $i$  на гистограмме.

Нилл и Бузас предложили метод измерения качества естественной сцены, основанный на зрительной системе человека [13]. Метод выполняет следующие действия. Сначала изображение преобразуется в энергетический спектр с помощью преобразования Фурье. На втором этапе энергетический спектр нормализуется по яркости и размеру изображения. На третьем этапе фильтр зрения используется для включения в модель зрительной системы человека. Кроме того, системе необходим фильтр шума для управления шумом изображения и масштабный коэффициент направленности для обработки изображений, полученных под

углом. Наконец, мера получается из энергетического спектра, взвешенного вышеуказанными процессами. Уравнение ниже показывает индекс IQM. Похоже, что качество изображения кажется лучшим, когда индекс IQM выше. В таблице также показаны IQM изображений, улучшенных предложенным методом и традиционными методами. Сравнение показывает, что изображение, улучшенное предложенным методом, может получить более высокий IQM и, соответственно, лучшее качество, чем обычные методы:

$$IQM = \frac{1}{M^2} \sum_{\theta=-180^{\circ}}^{180^{\circ}} \sum_{\rho=0,01}^{0,5} S(\theta_I) W(\rho) A^2(T_{\rho}) P(\rho, \theta),$$

где  $M^2$  – размер изображения;  $S(\theta_I)$  – параметр направленного наклона изображения;  $W(\rho)$  – модифицированный шумовой фильтр Винера;  $A^2(T_{\rho})$  – модуляционная передаточная функция зрительной системы человека;  $P(\rho, \theta)$  – яркость нормированного спектра мощности изображения  $\rho$ ;  $\theta$  – пространственная частота в полярных координатах [14].

### Заключение

Большинство обычных методов повышения контрастности обычно не обеспечивает детальной контрастной информацией в темных и светлых областях изображений, получаемых с помощью дистанционного зондирования. В этом исследовании был предложен нечеткий подход для усиления всех контрастных и яркостных деталей изображения. Результаты испытаний показывают, что предложенный метод может обеспечить лучшее контрастное изображение, чем обычные методы улучшения с точки зрения визуального вида и деталей изображения. Кроме того, для оценки эффективности метода улучшения используются два показателя качества изображения. Сравнение показывает, что предложенный метод может давать лучшие показатели, чем традиционные методы улучшения изображения. Однако метод растяжения, используемый для улучшения каждого кластера в этом исследовании, генерируется линейной моделью с параметрами растяжения, заданными опытом. В будущей работе модель линейного растяжения будет модифицирована и построена автоматически с помощью процедуры оптимизации, чтобы сделать улучшение изображения более выполнимым и эффективным.

### Список источников

1. Polesel A., Ramponi G., Mathews V.J. Image enhancement via adaptive unsharp masking // IEEE transactions on image processing. 2000. Vol. 9. № 3. P. 505–510. DOI: 10.1109/83.826787.
2. Nasu Iu., Lanin V.V. Development of Legal Document Classification System Based on Support Vector Machine // Proceedings of the Institute for System Programming of the RAS. 2023. Vol. 35. № 2. P. 49–56. DOI: 10.15514/ISPRAS-2023-35(2)-4. EDN NKCHIR.
3. Михайлюк Ю.П., Начаров Д.В. Аппаратная реализация метода повышения различимости объектов на изображениях путём нормализации гистограммы яркости // Вестник Поволжского государственного технологического университета. Сер.: Радиотехнические и инфокоммуникационные системы. 2023. № 2 (58). С. 27–43. DOI: 10.25686/2306-2819.2023.2.27. EDN IHICQM.
4. Бассель З. Применение метода опорных векторов и гистограмм направленных градиентов для классификации событий на изображениях // Образование, наука, производство. Белгород: Белгородский гос. технол. ун-т им. В.Г. Шухова, 2015. С. 2652–2659. EDN VNPITN.
5. Раухваргер А.Б., Пошехонов Н.А. Приведение гистограммы яркости слабоконтрастных цифровых изображений к двухуровневому кусочно-равномерному распределению // Вестник Астраханского государственного технического университета. Сер.: Управление, вычислительная техника и информатика. 2020. № 1. С. 57–63. DOI: 10.24143/2072-9502-2020-1-57-63. EDN JQBJIU.
6. Zadeh L.A. Zadeh, Fuzzy sets // Fuzzy sets, fuzzy logic, and fuzzy systems. 1965. P. 19–34.



7. Kalkabekova T.Zh. Analysis of clustering methods and modelling a clustering data network // Энергетика, инфокоммуникационные технологии и высшее образование: сб. науч. статей по материалам Междунар. конф: в 3-х т. Казань: Казанский гос. энергетический ун-т, 2023. Т. 3. P. 53–62. EDN ZBSLCK.

8. Bezdek J.C., Bezdek J.C. Objective function clustering // Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms. 1981. P. 43–93. DOI: 10.1007/978-1-4757-0450-1\_3.

9. Ross M. Segment cluster tracking // Conference on Colour in Graphics, Imaging, and Vision. Society of Imaging Science and Technology. 2004. Vol. 2. P. 130–134.

10. Segmentation of Images Used in Unmanned Aerial Vehicles Navigation Systems / N. Yeromina [et al.] // Problems of the Regional Energetics. 2023. № 4 (60). P. 30–42. DOI: 10.52254/1857-0070.2023.4-60.03. EDN GBQPEW.

11. Iskra N.A., Iskra V., Lukashevich M. Neural network based image understanding with ontological approach // Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем. 2019. № 3. P. 113–122. EDN DVIKMR.

12. Сазонов В.В. Нелинейная SVD-факторизация в задаче повышения контрастности изображений // Проблемы автоматизации и управления в технических системах: сб. науч. статей XXXV Всерос. с междунар. участием науч.-техн. конф., посвящ. 80-летию Пензенского гос. ун-та: в 2-х т. Пенза: Пензенский гос. ун-т, 2023. С. 229–233. EDN BBBPNI.

13. Nill N.B., Bouzas B. Objective image quality measure derived from digital image power spectra // Optical engineering. 1992. Vol. 31. № 4. P. 813–825. DOI: 10.1117/12.56114.

14. Тумко В.В., Начаров Д.В., Михайлюк Ю.П. Метод повышения качества изображения посредством нормализации гистограммы яркости // СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии (КрыМиКо'2018): материалы 28-й Междунар. Крымской конф. М.; Минск; Севастополь: Севастопольский гос. ун-т, 2018. Т. 2. С. 420–426. EDN YQEUCT.

## References

1. Polesel A., Ramponi G., Mathews V.J. Image enhancement via adaptive unsharp masking // IEEE transactions on image processing. 2000. Vol. 9. № 3. P. 505–510. DOI: 10.1109/83.826787.

2. Nasu Iu., Lanin V.V. Development of Legal Document Classification System Based on Support Vector Machine // Proceedings of the Institute for System Programming of the RAS. 2023. Vol. 35. № 2. P. 49–56. DOI: 10.15514/ISPRAS-2023-35(2)-4. EDN NKCHIR.

3. Mihajlyuk Yu.P., Nacharov D.V. Apparatnaya realizaciya metoda povysheniya razlichimosti ob"ektov na izobrazheniyah putyom normalizacii gistogrammy yarkosti // Vestnik Povolzhskogo gosudarstvennogo tekhnologicheskogo universiteta. Ser.: Radiotekhnicheskie i infokommunikacionnye sistemy. 2023. № 2 (58). S. 27–43. DOI: 10.25686/2306-2819.2023.2.27. EDN IHICQM.

4. Bassel' Z. Primenenie metoda opornyh vektorov i gistogramm napravlennyh gradientov dlya klassifikacii sobytij na izobrazheniyah // Obrazovanie, nauka, proizvodstvo. Belgorod: Belgorodskij gos. tekhnol. un-t im. V.G. Shuhova, 2015. S. 2652–2659. EDN VNPITN.

5. Rauhvarger A.B., Poshekhonov N.A. Privedenie gistogrammy yarkosti slabokontrastnyh cifrovyyh izobrazhenij k dvuhurovnevomu kusochno-ravnomernomu raspredeleniyu // Vestnik Astrahanskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta. Ser.: Upravlenie, vychislitel'naya tekhnika i informatika. 2020. № 1. S. 57–63. DOI: 10.24143/2072-9502-2020-1-57-63. EDN JQBJIU.

6. Zadeh L.A. Zadeh, Fuzzy sets // Fuzzy sets, fuzzy logic, and fuzzy systems. 1965. P. 19–34.

7. Kalkabekova T.Zh. Analysis of clustering methods and modelling a clustering data network // Energetika, infokommunikacionnye tekhnologii i vysshee obrazovanie: sb. nauch. statej po materialam Mezhdunar. konf: v 3-h t. Kazan': Kazanskij gos. energeticheskij un-t, 2023. Т. 3. P. 53–62. EDN ZBSLCK.

8. Bezdek J.C., Bezdek J.C. Objective function clustering // Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms. 1981. P. 43–93. DOI: 10.1007/978-1-4757-0450-1\_3.

9. Ross M. Segment cluster tracking // Conference on Colour in Graphics, Imaging, and Vision. Society of Imaging Science and Technology. 2004. Vol. 2. P. 130–134.
10. Segmentation of Images Used in Unmanned Aerial Vehicles Navigation Systems / N. Yeromina [et al.] // Problems of the Regional Energetics. 2023. № 4 (60). P. 30–42. DOI: 10.52254/1857-0070.2023.4-60.03. EDN GBQPEW.
11. Iskra N.A., Iskra V., Lukashevich M. Neural network based image understanding with ontological approach // Otkrytye semanticheskie tekhnologii proektirovaniya intellektual'nyh sistem. 2019. № 3. P. 113–122. EDN DVIKMR.
12. Sazonov V.V. Nelinejnaya SVD-faktorizaciya v zadache povysheniya kontrastnosti izobrazhenij // Problemy avtomatizacii i upravleniya v tekhnicheskikh sistemah: sb. nauch. statej XXXV Vseros. s mezhdunar. uchastiem nauch.-tekhn. konf., posvyashch. 80-letiyu Penzenskogo gos. un-ta: v 2-h t. Penza: Penzenskij gos. un-t, 2023. S. 229–233. EDN BBBPNI.
13. Nill N.B., Bouzas B. Objective image quality measure derived from digital image power spectra // Optical engineering. 1992. Vol. 31. № 4. P. 813–825. DOI: 10.1117/12.56114.
14. Tumko V.V., Nacharov D.V., Mihajlyuk Yu.P. Metod povysheniya kachestva izobrazheniya posredstvom normalizacii gistogrammy yarkosti // SVCH-tehnika i telekommunikacionnye tekhnologii (KryMiKo'2018): materialy 28-j Mezhdunar. Krymskoj konf. M.; Minsk; Sevastopol': Sevastopol'skij gos. un-t, 2018. T. 2. S. 420–426. EDN YQEUCT.

**Информация о статье:**

Статья поступила в редакцию: 04.03.2024; одобрена после рецензирования: 18.06.2024;  
принята к публикации: 20.06.2024

**Information about the article:**

The article was submitted to the editorial office: 04.03.2024; approved after review: 18.06.2024;  
accepted for publication: 20.06.2024

*Сведения об авторах:*

**Громов Юрий Юрьевич**, директор института информатики и информационных технологий Тамбовского государственного технического университета (392000, г. Тамбов, ул. Советская, д. 106/5), доктор технических наук, профессор, e-mail: [gromovtambov@yandex.ru](mailto:gromovtambov@yandex.ru), <https://orcid.org/0000-0003-3313-2731>, SPIN-код: 2852-2633

**Шамсулдаин Хайдар Абдулваххаб Х.**, аспирант института информатики и информационных технологий Тамбовского государственного технического университета (392000, г. Тамбов, ул. Советская, д. 106/5), e-mail: [shamsuldaeenhaidar@mail.ru](mailto:shamsuldaeenhaidar@mail.ru), <https://orcid.org/0009-0007-4529-9674>

**Максимова Елена Александровна**, профессор кафедры «Информационно-аналитические системы кибербезопасности» Института кибербезопасности и цифровых технологий Российского технологического университета МИРЭА (119454, Москва, пр. Вернадского, д. 78), доктор технических наук, доцент, e-mail: [maksimova@mirea.ru](mailto:maksimova@mirea.ru), <https://orcid.org/0000-0001-8788-4256>, SPIN-код: 6876-5558

**Карасев Павел Игоревич**, доцент кафедры КБ-1 «Защита информации» Института кибербезопасности и цифровых технологий Российского технологического университета МИРЭА (119454, Москва, пр. Вернадского, д. 78), кандидат технических наук, e-mail: [karasevpav@rambler.ru](mailto:karasevpav@rambler.ru), <https://orcid.org/0009-0009-3628-6980>, SPIN-код: 5033-6943

*Information about the authors:*

**Gromov Yuriy Yu.**, director of the institute of informatics and information technologies of Tambov state technical university (392000, Tambov, Sovetskaya str., 106/5), doctor of technical sciences, professor, e-mail: [gromovtambov@yandex.ru](mailto:gromovtambov@yandex.ru), <https://orcid.org/0000-0003-3313-2731>, SPIN: 2852-2633

**Shamsuldain Haidar Abdulwahhab H.**, postgraduate student at the institute of informatics and information technologies of Tambov state technical university (392000, Tambov, Sovetskaya str., 106/5), e-mail: [shamsuldaeenhaidar@mail.ru](mailto:shamsuldaeenhaidar@mail.ru), <https://orcid.org/0009-0007-4529-9674>

**Maksimova Elena A.**, professor of the department «Information and analytical systems of cybersecurity» at the Institute of cybersecurity and digital technologies of the Russian technological university MIREA (119454, Moscow, Vernadsky ave., 78), doctor of technical sciences, associate professor, e-mail: [maksimova@mirea.ru](mailto:maksimova@mirea.ru), <https://orcid.org/0000-0001-8788-4256>, SPIN: 6876-5558

**Karasev Pavel I.**, associate professor of the department of KB-1 «Information protection» of the Institute of cybersecurity and digital technologies of the Russian technological university MIREA (119454, Moscow, Vernadsky ave., 78), candidate of technical sciences, e-mail: [karasevpav@rambler.ru](mailto:karasevpav@rambler.ru), <https://orcid.org/0009-0009-3628-6980>, SPIN: 5033-6943