

УЛУЧШЕНИЕ ПОЛУТОНОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В БАЗИСЕ ОРТОГОНАЛЬНЫХ ХАРАКТЕРИСТИК НЕЧЕТКОСТИ ТИПА_2

Аннотация. Рассмотрены информационные возможности алгоритма улучшения полутонных изображений с использованием нечеткости типа_2 и различных методах ортогонализации при формировании результата. Приведены экспериментальные данные на примере реального оптического микроскопического изображения.

Ключевые слова: полутонные изображения, нечеткая логика, функция принадлежности типа_2, ортогональные преобразования, синтез характеристик.

Постановка проблемы. Одной из быстро развивающейся областей, которая связана с различными сферами человеческой деятельности, такими как медицина, биология, металлофизика и пр., является оптическая микроскопия. Ее быстрое развитие обусловлено возможностью использования компьютерных технологий для формирования качественных данных. Даже при правильно настроенном и оптимально работающем микроскопе, получаемые изображения обычно отображают неравномерный фон, значительный шум, артефакты абберации, имеют низкий контраст, области вне фокуса, колебания интенсивности. Кроме того, изображения, которые кажутся совершенно четкими в микроскопе, могут искажаться датчиком формирования цифрового изображения, что приводит к появлению артефактов за счет сглаживания, шума камеры, сдвига баланса белого и т.п.

Традиционные схемы коррекции микроскопических изображений используют два дополнительных рамочных кадра в дополнение к анализируемому образцу – опорный кадр поля зрения на том же уровне фокусировки и уровне яркости и темный опорный кадр при отсутствии освещения. Они должны иметь тот же уровень яркости, что и исходное изображение, и использовать полный динамический диапазон системы камеры для минимизации шума. Однако, если исходное изображение и опорная рамка с плоским полем имеют

низкие амплитуды сигнала и содержат значительное количество шума, получаемое изображение будет низкого качества (темным и шумным) [1].

Применение цифровых методов обработки позволяет обеспечить такое новое их представление, при котором становятся доступными дополнительные или новые признаки более высокого порядка, уменьшающие существующую неопределенность и неоднозначность, выявляющие невидимую связь в исходных данных, что позволяет повысить качество изображений и, соответственно, точность количественных характеристик, получаемых на основе анализа яркостных значений пикселей.

Анализ публикаций. Неточность и неопределенность в исходном изображении проявляются в виде темных теней, чрезмерно ярких бликов, пятен и градиентов интенсивности, которые изменяют истинные значения яркостей и приводят к значительным ошибкам при измерении необходимых числовых характеристик анализируемых параметров. Это один из существенных факторов, влияющих на сложность процесса автоматического расчета числовых параметров на основе анализа яркостных характеристик изображений, таких как, например, в металлографии, объемного содержания фаз, размера зерен, удельной поверхности границ зерен, расстояния между подобными частицами или фазами и тому подобное [2].

Процедура преобразования изображений для повышения достоверности анализа должна соответствовать противоречивым требованиям – удалению шума с сохранением мелких деталей, выделению границ объектов без излишней детализации и без появления артефактов. Один из путей решения задачи повышения качества изображений и достоверности их анализа основан на переходе в новое пространство информативных признаков, формируемых на основе пространственных преобразований, которые изменяют взаимосвязь (структуру) пространства анализируемых признаков [3]. В частности, вычитание фона – это метод, который приводит к локализованным изменениям значения каждого пикселя в исходном изображении в зависимости от интенсивности соответствующего пикселя в фоновом изображении. Синтез фона можно выполнить различными методами, например, использовать метод локального вычисления фона [4].

Использование нечеткой логики за счет нелинейности позволяет усилить влияние вариаций яркостных свойств анализируемых изображений и устранить неоднозначность в исходных данных [5]. Нечеткие множества типа₁ (T₁) позволяют преобразовать неопределенность в функцию принадлежности и

устранять неоднозначность серого. Нечеткая логика типа_2 (T2) позволяет рассматривать задачи, имеющие более высокую степень неопределенности, в частности, в методах представления изображений и в алгоритмах их обработки. Удаление неопределенности в T2 приводит к нечетким множествам T1, удаление случайности в нечетких множествах T1 приводит к однозначности. В настоящее время алгоритмы обработки изображений с использованием T2 предложены для решения задач кластеризации, фильтрации, обнаружения границ и в классификации изображений [6].

В работе [7] исследованы информационные возможности метода сегментации полутоновых слабоконтрастных изображений на основе нечетких множеств T2 в ортогональном базисе сингулярного разложения. Для формирования результата используются подпространства, в проекции на которые разброс данных максимален. Как и любой другой многомерный статистический метод сингулярное преобразование чувствительно к выбросам, отсутствующим данным и может некорректно описывать структуру в случае наличия существенного шума. С целью уменьшения влияния этих факторов разработан метод нечетких главных компонент (FPCA) [8].

Цель исследования. Статья посвящена описанию алгоритма улучшения яркостных параметров полутоновых изображений, использующего нечеткую логику второго порядка для учета неопределенности в исходных данных и сравнению информационных возможностей результирующих характеристик, полученных с использованием различных методов ортогонализации: сингулярного разложения, Грамма-Шмидта и нечетких главных компонент для функций принадлежности типа_2 на этапе дефаззификации.

Основная часть. Метод Грамма-Шмидта [9] предполагает, что для исходных данных, задаваемых матрицей A с параметрами c_i , где $i = 1, \dots, n$ определяет размерность пространства признаков, в качестве первого вектора выбирается $v_1 = c_1$, где c_1 – первый столбец матрицы, и затем каждый последующий вектор v_i , ортогональный к векторам v_1, \dots, v_{i-1} , рассчитывается по формуле

$$v_i = c_i - \frac{v_1^T \cdot c_i}{v_1^T \cdot v_1} \cdot v_1 - \dots - \frac{v_{i-1}^T \cdot c_i}{v_{i-1}^T \cdot v_{i-1}} \cdot v_{i-1}. \quad (1)$$

Для любого номера i подпространство, порожденное исходными векторами c_1, \dots, c_i , совпадает с подпространством, порожденным векторами

v_1, \dots, v_i . В результате вектора $q_i = v_i / \|v_i\|$, которые можно развернуть в формате изображения, становятся ортонормированными.

В методе нечетких главных компонент (FPCA) предполагается, что нечеткое множество A характеризуется линейным прототипом $L(u, v)$, где u – функция принадлежности образцов к кластеру центром v . Линия, называемая первой главной компонентой нечеткого множества, задается единичным собственным вектором u , связанным с наибольшим собственным значением λ_{\max} например, нечеткой ковариационной матрицы C .

$$C_{i,j} = \frac{\sum_{k=1}^p A(x^k)^m \cdot (x_i^k - \bar{x}_i) \cdot (x_j^k - \bar{x}_j)}{\sum_{k=1}^p A(x^k)^m}, i, j = 1, \dots, n, \quad (2)$$

где \bar{x}_i – среднее арифметическое i -ой переменной, $m > 1$ – степень нечеткости, а p – количество информативных признаков.

Представленный в данной работе метод повышения качества полутоновых изображений содержит следующие шаги.

1. Масштабирование исходного полутонового изображения I на отрезок $[0,1]$.

2. Предобработка, которая выполнялась на основе двух методов:

а) адаптивная степенная коррекция яркости:

- преобразование I для небольшого уменьшения яркости и удаления значений, равных 1 на основе выражения

$$I_{x,y}^1 = I_{x,y} - 1/256, I_{x,y} > (\bar{I} + 0.5)/2, x \in [1, dy], y \in [1, dx], \quad (3)$$

где \bar{I} – среднее значение I . Необходимость этого шага обусловлена использованием степенных преобразований.

- пропорциональное выравнивание яркости:

$$I_{x,y}^2 = \left(I_{x,y}^1 \right)^{1 + \text{sgn}(I_{x,y}^1 - \bar{I}_1)} \left(I_{x,y}^1 \right)^{1 - \text{sgn}(I_{x,y}^1 - \bar{I}_1)} \left(\bar{I}_1 - I_{x,y}^1 \right)^{1 - \left(I_{x,y}^1 \right)^{1 - I_{x,y}^1}}, \quad (4)$$

где $\bar{I}_1 = (\bar{I} + 0.5)/2$.

- пропорциональное снижение яркости всего изображения:

$$I_{x,y}^3 = \left(I_{x,y}^2 \right)^{1 + \left(I_{x,y}^2 \right)^{-I_{x,y}^2/2}}. \quad (5)$$

б) локальное вычитание фона [4] с использованием неперекрывающихся окон (в экспериментах был выбран размер [15x15]), включает следующие шаги:

- формирование изображения I^1 на основе значения яркости пикселей окна w^1 :

$$w_{x,y}^1 = (\bar{w} + \bar{I}) / 2, \quad (6)$$

где \bar{w} – среднее значение яркости по текущему окну изображения I .

- на основе I^1 происходит формирование изображения I^3 по формуле:

$$I_{x,y}^3 = I_{x,y} - I_{x,y}^1. \quad (7)$$

После применения выражения (7) полученное изображение масштабируется на отрезок $[0,1]$ и к нему применяется адаптивная эквализация гистограммы.

3. Изображение I^3 рассматривается как массив нечетких синглетонов (нечетких множеств с единственной опорной точкой), отображающих значение членства нечеткого множества типа_1 $u_{x,y}$ для каждой точки изображения и для него формируются значения «верхней» (I_h^3) и «нижней» (I_l^3) функций принадлежности типа_1 (ФПТ1):

$$\left(I_{x,y}^3\right)_h = \left(I_{x,y}^3\right)^{1 - \left(I_{x,y}^3\right)^{-I_{x,y}^3 / 2}}, \quad (8)$$

$$\left(I_{x,y}^3\right)_l = \left(I_{x,y}^3\right)^{1 + \left(I_{x,y}^3\right)^{-I_{x,y}^3 / 2}}. \quad (9)$$

4. Определение I^4 – значений функций принадлежности типа_2 (ФПТ2):

$$I_{x,y}^4 = \left(I_{x,y}^3\right)_h - \left(I_{x,y}^3\right)_l. \quad (10)$$

5. Формирование ансамбля изображений I^5 , который содержит I^3 , I^4 , I_l^3 при выполнении шага 2 на основе степенной коррекции или I^4 , I_l^3 , I_h^3 в случае предобработки на основе локального вычитания фона.

Различные способы формирования ансамбля изображений обусловлены тем, что в случае обработки засвеченных снимков, способ предобработки влияет на уровень яркости I_h^3 . При использовании адаптивной степенной коррекции уровень яркости I_h^3 слишком высок, что делает это изображение неинформативным в сравнении с предобработанным исходным снимком.

6. К I^5 применяется ортогональное преобразование, в результате которого формируется матрица I^6 , которая интерпретируется как многомерное изображение размерностью $[dy \times dx \times K]$, каждая спектральная компонента которого масштабируется на отрезок $[0,1]$. Также формируются векторы коэффициентов C и S (их получение зависит от используемого ортогонального преобразования).

7. Вектор C упорядочивается по убыванию, а его элементы нормируются так, чтобы их сумма была равна 1.

8. Формируется вектор dC , содержащий разности для каждой пары соседних элементов вектора C .

9. Вычисляется значение dC_a по формуле:

$$dC_a = \left(\left(\sum_{j=1}^{K-1} dC_j / (K-1) \right) + (dC_{\min} + dC_{\max}) / 2 \right) / 2, \quad (11)$$

где dC_{\min} и dC_{\max} – минимальный и максимальный элементы вектора dC , соответственно.

10. На основе значения dC_a при просмотре элементов вектора dC с конца выбирается такой индекс i_{\max} , для которого выполняется условие:

$$dC_{i_{\max}} \geq dC_a. \quad (12)$$

После чего элементы вектора dC с индексами от 1 до $i_{\max} + 1$ нормируются так, чтобы их сумма была равна 1.

11. Итоговое изображение I^7 формируется как взвешенная сумма наиболее значимых компонент матрицы I^6 по формуле:

$$I_{y,x}^7 = \sqrt{\sum_{j=1}^{i_{\max}+1} \left(I_{x,y,j}^6 \cdot C_j \right)^{C_j \cdot S_j + 2 - S_j / 2} \cdot S_j}. \quad (13)$$

Для этого изображения применяется адаптивная эквализация гистограммы.

В данной работе рассматривается применение следующих ортогональных преобразований:

1. Сингулярное разложение. В этом случае I^6 удовлетворяет следующему соотношению:

$$I^5 = I^6 \cdot S_s \cdot (V_s)^T, \quad (14)$$

причем I^6 содержит левые сингулярные вектора и ее размерность совпадает с I^5 , S_s и V_s имеют размерность $K \times K$, т.к. используется экономное представление сингулярного разложения, и содержат собственные числа и правые сингулярные вектора, соответственно.

Вектора коэффициентов C и S вычисляется на основе выражений:

$$C_i = \left(\left| \sum_{j=1}^K (V_s)_{i,j} \right| + \left| \sum_{j=1}^K (V_s)_{j,i} \right| \right) / 2, i \in [1, K], \quad (15)$$

$$S_i = \operatorname{sgn} \left(\sum_{j=1}^K (V_s)_{i,j} + \sum_{j=1}^K (V_s)_{j,i} \right), i \in [1, K]. \quad (16)$$

2. Преобразование Грамма-Шмидта. I^6 формируется на основе соотношения (используется экономное преобразование):

$$I^5 \cdot E = I^6 \cdot R, \quad (17)$$

причем размерности матриц I^5 и I^6 совпадают, R (верхняя треугольная матрица) имеет размерность $K \times K$, а E (матрица перестановок) – $1 \times K$.

Вычисление вектора C происходит следующим образом:

$$C_i = \left(\sum_{j=1}^K R_{j,i} - \sum_{j=1}^K R_{i,j} \right) / d_i, i \in [1, K], \quad (18)$$

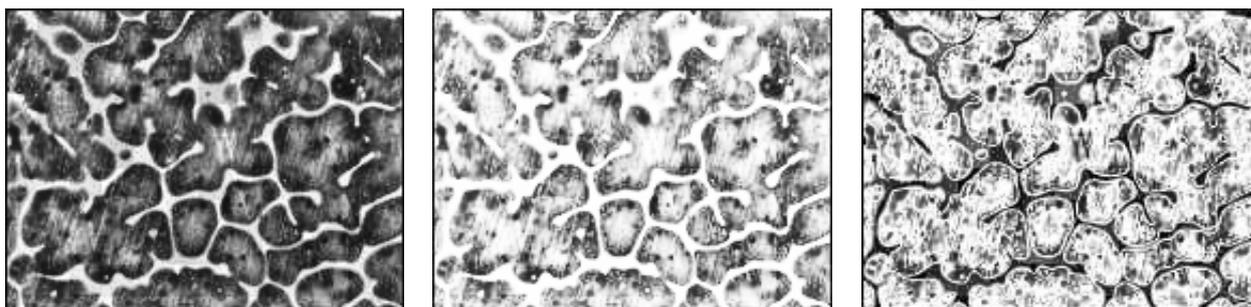
где d – вектор, содержащий элементы главной диагонали матрицы R . Вектор S вычисляется по следующей формуле:

$$S_i = \operatorname{sgn}(d_i), i \in [1, K]. \quad (19)$$

3. Метод FPCA. Матрица I^6 соответствует матрице счетов (Scores), которая вычисляется итеративно на основе исходных данных и внутренней матрицы W (изначально содержит матрицу правых сингулярных векторов сингулярного разложения, значения которой итеративно изменяются). На основании этой же матрицы W вычисляется матрица нагрузок (Loads) L (размерностью $K \times K$). Вектор C формируется так:

$$C_i = \frac{1}{\left\| \sum_{j=1}^K L_{i,j} \right\| + \max_i^r} + \frac{1}{\left\| \sum_{j=1}^K L_{j,i} \right\| + \max_i^c}, i \in [1, K], \quad (20)$$

где \max^r и \max^c – вектора максимальных значений по строкам и столбцам матрицы L , соответственно. Вектор S вычисляется по формуле:

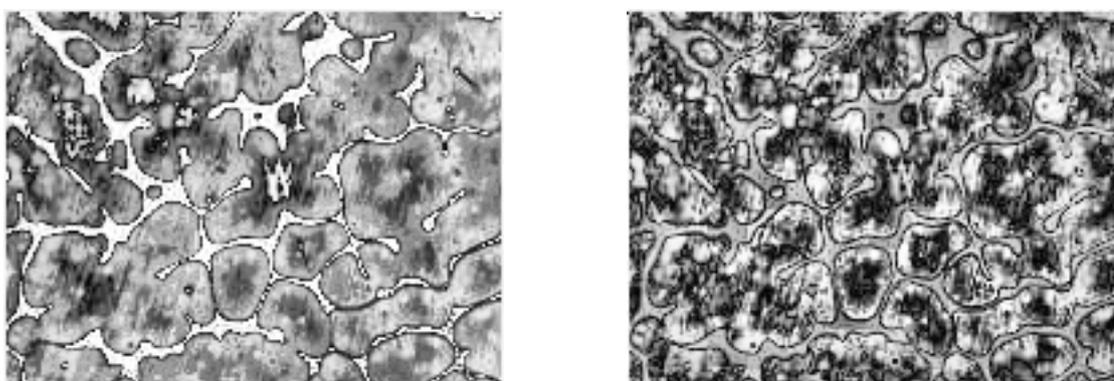


нижня ФПТ1

верхня ФПТ1

ФПТ2

Рисунок 4 - Нечеткие функции принадлежности с предобработкой на основе локального вычитания фона



а

б

Рисунок 5 - Применение сингулярного разложения при использовании: а – адаптивной степенной коррекции яркости; б – локального вычитания фона

Выводы. Экспериментальные исследования показали, что

- применение нечеткой логики типа μ_2 позволяет обеспечить переход в многомерное пространство для полутоновых изображений и дает возможность применения для их обработки методов многомерного анализа;
- предложенный алгоритм позволяет обеспечить улучшение визуальных характеристик оптических микроскопических изображений;
- диагностическая значимость получаемых характеристик определяется особенностями исходных данных и целью анализа.

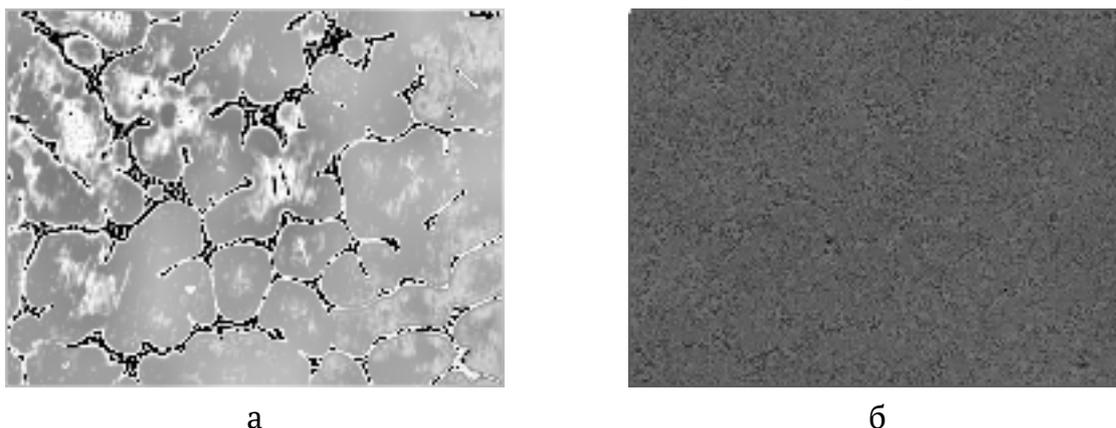


Рисунок 6 - Применение преобразования Грамма-Шмидта при использовании: а – адаптивной степенной коррекции яркости; б – локального вычитания фона

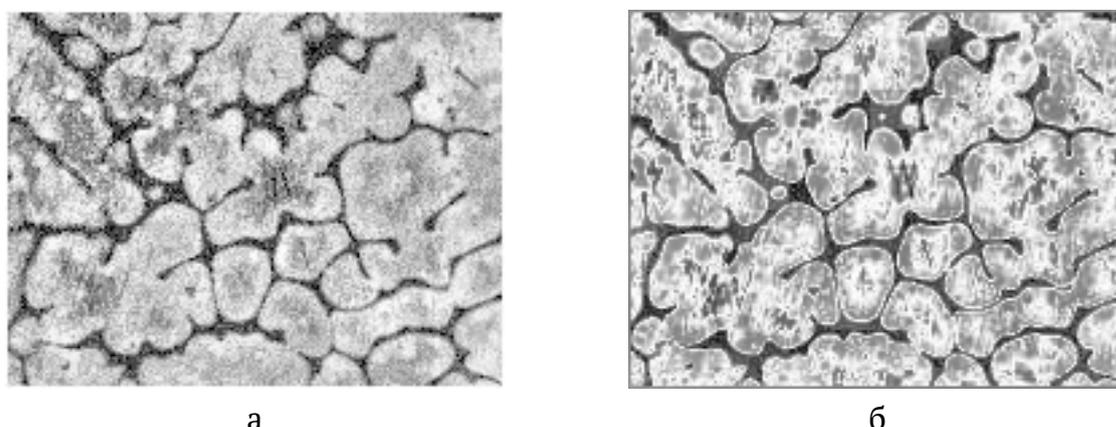


Рисунок 7 - Применение FPCM при использовании: а – адаптивной степенной коррекции яркости; б – локального вычитания фона

ЛИТЕРАТУРА / LITERATURA

1. John C. Russ, F. Brent Neal The Image Processing Handbook 7th Edition CRC Press; 2015. -1053 с.
2. O.B. Sukhova, N.V Karpenko. The peculiarities in contact interaction processes and technology to fabricate multi-layered composites // Metallofizika i Noveishie Tekhnologii.– 2008. – Vol. 30. pp. 585-594.
3. Yegorov A., Akhmetshina L. Optimizatsiya yarkosti izobrazheniy na osnove neyro-fazzi tekhnologiy. Monografiya. Izd. Lambert - 2015. – 139 P.
4. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. М.: Изд. д. Вильямс, - 2004. 465 с.
5. Chi Z., Yan H., Pham T. Fuzzy algorithms: With Applications to Image Processing and Pattern Recognition. – Singapore; – New Jersey; – London; – Hong Kong: Word

Scientific, 1998. – 225 p.

6. Castillo O., Melin P. Type-2 Fuzzy Logic: Theory and Applications. Springer-Verlag, - 2008. pp. 121-132.

7. L. Akhmetshina, A. Yegorov. Low-Contrast Image Segmentation by using of the Type-2 Fuzzy Clustering Based on the Membership Function Statistical Characteristics / International Scientific Conference Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making. AISC, - Vol. 1020. pp. 689-700.

8. Horia F. Pop. Principal components analysis based on a fuzzy sets approach // Studia Univ. Babeş-Bolyai, Informatica, - 2001.- Vol. XLVI, № 2. - pp. 45-52.

9. Стренг Г. Линейная алгебра и ее применения / Стренг Г.; [пер с англ. Ю.А. Кузнецова, Д. М. Фогел]; под ред. Г.И. Марчука // – М.: Мир, 1980. – 423 с.

REFERENCES

1. John C. Russ, F. Brent Neal The Image Processing Handbook 7th Edition CRC Press; 2015. -1053 с.

2. O.B. Sukhova, N.V Karpenko. The peculiarities in contact interaction processes and technology to fabricate multi-layered composites // Metallofizika i Noveishie Tekhnologii.– 2008. – Vol. 30. pp. 585-594.

3. Yegorov A., Akhmetshina L. Optimizatsiya yarkosti izobrazheniy na osnove neyro-fazzi tekhnologiy. Monografiya. Izd. Lambert - 2015. – 139 P.

4. Forsayt D., Pons ZH. Komp'yuternoye zreniye. Sovremennyy podkhod. M.: Izd. d. Vil'yams, - 2004. 465 s.

5. Chi Z., Yan H., Pham T. Fuzzy algorithms: With Applications to Image Processing and Pattern Recognition. – Singapore; – New Jersey; – London; – Hong Kong: Word Scientific, 1998. – 225 p.

6. Castillo O., Melin P.: Type-2 Fuzzy Logic: Theory and Applications. Springer-Verlag, - 2008. pp. 121-132.

7. L. Akhmetshina, A. Yegorov. Low-Contrast Image Segmentation by using of the Type-2 Fuzzy Clustering Based on the Membership Function Statistical Characteristics / International Scientific Conference Lecture Notes in Computational Intelligence and Decision Making. AISC, - Vol. 1020. pp. 689-700.

8. Horia F. Pop. Principal components analysis based on a fuzzy sets approach // Studia Univ. Babeş-Bolyai, Informatica, - 2001.- Vol. XLVI, № 2. - pp. 45-52.

9. Streng G. Lineynaya algebra i yeye primeneniya / Streng G.; [per s angl. YU.A. Kuz-netsova, D. M. Foge]; pod red .. G.I. Marchuka // - M.: Mir, 1980. - 423 s.

Received 29.04.2021.
Accepted 06.05.2021.

Поліпшення напівтонових зображень

у базисі ортогональних характеристик нечіткості типу_2

Наведено алгоритм поліпшення напівтонових зображень, який заснований на процесі формування багатовимірною ансамблю ознак на основі вихідних даних з використанням нечіткості типу_2 з подальшим застосуванням ортогонального перетворення і візуалізації характеристик, синтезованих на основі власних значень. Розглянуто інформаційні можливості алгоритму при використанні різних методів ортогоналізації: сингулярного розкладання, перетворення Грама-Шмідта та нечіткого методу головних компонент. Показано, що алгоритм дозволяє враховувати невизначеність вихідних даних, виконує анізотропну фільтрацію в двовимірній площині просторових частот, що забезпечує поліпшення візуальних характеристик вихідних зображень. Експериментальні результати представлені на прикладі реального оптичного мікроскопічного зображення.

**Improvement of grayscale images in the basis
of orthogonal transformations of fuzzy sets type_2 characteristics**

Inaccuracies and ambiguities in the original image appear as dark shadows, light-stuck areas, spots, and intensity gradients that alter the true brightness values. This increases the complexity of the automatic calculation of numerical parameters based on the images brightness characteristics analysis. One of the ways of improving the quality of images and the reliability of their analysis is based on the transition to a new space of informative features.

The usage of fuzzy sets due to nonlinearity allows to enhance the influence of variations in the brightness properties of the analyzed images and eliminate ambiguity in the initial data. Fuzzy sets of type_1 (T1) allow converting uncertainty into a membership function and eliminating gray ambiguity. Fuzzy sets of type_2 (T2) allows considering problems with a higher degree of uncertainty. Currently, image processing algorithms using T2 have been proposed for solving clustering, filtering, edge detection, and image classification problems.

The article is devoted to the description of a grayscale images brightness parameters improving algorithm using fuzzy sets T2 to take into account the uncertainty in the initial data and comparing the information capabilities of the resulting characteristics obtained by different orthogonalization methods: singular value decomposition, Gram-Schmidt and fuzzy principal components for membership functions T2 (FPT2) at the defuzzification stage.

The proposed method consists of the following steps: scaling the original image to the range [0,1]; preprocessing, which was made on the basis of adaptive power-law brightness correction and local background subtraction; forming of "lower" and "upper" membership functions T1 and MFT2; applying the orthogonal transformation for an ensemble of images obtained by preprocessing and membership functions, which gives a transition to a new space of features; automatic selection of the most significant features after applying the orthogonal transformation; forming of the output image based on the weighted sum of the most significant features.

The proposed method was tested on various grayscale images. As an example of such a snapshot, the article presents an optical microscopic image of a phosphorus-containing alloy Fe-2%P-0.042%C sample with a magnification of x250, obtained on a metallographic microscope

GX-51 with a digital image analysis system of the "Olympus" company. This image has a light-stuck area, an irregular background, noise, insufficient contrast level for reliable analysis.

Experimental studies have shown that the usage of fuzzy sets T2 allows a transition to a multidimensional space for grayscale images and makes it possible to use multidimensional analysis methods for their processing; the proposed algorithm allows to improve the visual characteristics of optical microscopic images; the diagnostic significance of the obtained characteristics is determined by the initial data and the purpose of the analysis.

Ахметшина Людмила Георгиевна - профессор, д.т.н., профессор кафедры электронных вычислительных машин Днепропетровского национального университета имени Олеся Гончара.

Егоров Артем Александрович - к.т.н., старший преподаватель кафедры компьютерных наук и информационных технологий Днепропетровского национального университета имени Олеся Гончара.

Ахметшина Людмила Георгіївна - професор, д.т.н., професор кафедри електронних обчислювальних машин Дніпровського національного університету імені Олеся Гончара.

Егоров Артем Олександрович - к.т.н., старший викладач кафедри комп'ютерних наук та інформаційних технологій Дніпровського національного університету імені Олеся Гончара.

Akhmetshina Lyudmila - doctor of technical sciences, professor, professor of the Department of Electronic Computing Machinery of the Oles Honchar Dnipro National University.

Yegorov Artyom - senior vikladach of Department of Computer Science and Information Technologies of the Oles Honchar Dnipro National University.