

УДК 004.93

Л.Г. АХМЕТШИНА, А.А. ЕГОРОВ
Днепровский национальный университет имени Олеся Гончара

УЛУЧШЕНИЕ ПОЛУТОНОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ ОЦЕНКИ ЯРКОСТИ НЕЧЕТКИХ ФУНКЦИЙ ПРИНАДЛЕЖНОСТИ

Изображения, сформированные различными системами, являющиеся результатом стандартных методов исследования, часто имеют качество, недостаточное для проведения достоверного анализа. Они содержат искажения, обусловленные как системой их формирования, так и методами представления и отображения в системе обработки. Для повышения достоверности анализа изображений необходимо улучшение их визуальных характеристик с точки зрения выявления объектов интереса для решения конкретной задачи. Современный подход к решению задачи анализа изображений из-за неточности, неполноты исходных данных и неоднозначности алгоритмов обработки (например, при определении классов, регионов/границ объектов) базируется на использовании нечетких методов. В работе рассмотрены информационные возможности характеристик, синтезируемых на основе метода сингулярного разложения в нечетком пространстве признаков для улучшения качества полутоновых изображений. Описаны существующие подходы применения нечетких функций типа_2 и влияние способа их формирования на получаемый результат. Предложенный в работе алгоритм использует для перехода к нечетким множествам типа_2 статистические характеристики нечетких функций принадлежности типа_1. Предложен метод автоматизированного отбора наиболее информативных нечетких составляющих, на основе анализа их яркостных характеристик, на этапе дефазификации с применением сингулярного разложения. Представлены алгоритм и экспериментальные результаты на примере реального микроскопического изображения для различных методов предобработки исходных данных, которые демонстрируют, что предобработка исходных данных существенно влияет на чувствительность преобразования. Показано, что переход в нечеткое пространство признаков типа_2 с последующим применением сингулярного преобразования с предварительным отбором наиболее информативных нечетких функций принадлежности, которые интерпретируются как изображения, на основе автоматизированной оценки их яркости, обеспечивает улучшение визуальных характеристик полутоновых снимков.

Ключевые слова: обработка изображений, нечеткая функция принадлежности, нечеткие множества типа_2, сингулярное разложение.

Л.Г. АХМЕТШИНА, А.О. ЕГОРОВ
Дніпровський національний університет імені Олеся Гончара

ПОЛІПШЕННЯ ПІВТОНОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ АВТОМАТИЗОВАНОЇ ОЦІНКИ ЯСКРАВОСТІ НЕЧІТКИХ ФУНКЦІЙ НАЛЕЖНОСТІ

Зображення, сформовані різними системами, які є результатом стандартних методів дослідження, часто мають якість, недостатню для проведення достовірного аналізу. Вони містять спотворення, обумовлені як системою їх формування, так і методами подання та відображення в системі обробки. Для підвищення достовірності аналізу зображень необхідне поліпшення їх візуальних характеристик з точки зору виявлення об'єктів інтересу для вирішення конкретного завдання. Сучасний підхід до вирішення завдання аналізу зображень через неточність, неповноту вихідних даних та неоднозначність алгоритмів обробки (наприклад, при визначенні класів, регіонів/меж об'єктів) базується на використанні нечітких методів. В роботі розглянуто інформаційні можливості характеристик, синтезованих на основі методу сингулярного розкладання в нечіткому просторі ознак для поліпшення якості напівтонових зображень. Описано існуючі підходи застосування нечітких функцій типу_2 і вплив способу їх формування на одержуваний результат. Запропонований в роботі алгоритм використовує для переходу до нечітких множин типу_2 статистичні характеристики нечітких функцій належності типу_1. Запропоновано метод автоматизованого відбору найбільш інформативних нечітких складових, на основі аналізу їх характеристик яскравості, на етапі дефазифікації із застосуванням сингулярного розкладання. Представлено алгоритм та експериментальні результати на прикладі реального мікроскопічного зображення для різних методів попередньої обробки вихідних даних, які демонструють, що попередня обробка вихідних даних істотно

впливаює на чутливість перетворення. Показано, що перехід в нечіткий простір ознак типу_2 та подальше застосування сингулярного перетворення з попереднім відбором найбільш інформативних нечітких функцій приналежності, що інтерпретуються як зображення, на основі автоматизованої оцінки їх яскравості, забезпечує поліпшення візуальних характеристик напівтонових знімків.

Ключові слова: обробка зображень, нечітка функція приналежності, нечіткі множини типу_2, сингулярне розкладання.

L.G. AKHMETSHINA, A. O. YEGOROV
Dnipro National University Named By Oles Honchar

GRAYSCALE IMAGES IMPROVEMENT BASED ON AUTOMATED BRIGHTNESS ESTIMATION OF FUZZY MEMBERSHIP FUNCTIONS

Images that were generated by various systems, which are the result of standard research methods, often have insufficient quality for reliable analysis. They contain distortions caused both by the system of their formation and by the methods of presentation and showing in the processing system. To increase the reliability of image analysis, it is necessary to improve their visual characteristics in terms of identifying objects of interest for solving a specific problem. The modern approach to solving the problem of image analysis due to inaccuracy, incompleteness of initial data and ambiguity of processing algorithms (for example, when determining classes, regions/boundaries of objects) is based on the usage of fuzzy methods. This paper considers the information capabilities of characteristics synthesized on the basis of the method of singular value decomposition in a fuzzy feature space for improving the quality of grayscale images. The existing approaches to the usage of fuzzy functions of type_2 and the influence of the method of their formation on the result are described. The proposed algorithm uses the statistical characteristics of fuzzy membership functions of type_1 for transition to fuzzy sets of type_2. Proposed in this work method allows the automated selection of the most informative fuzzy components, based on the analysis of their brightness characteristics, at the stage of defuzzification using singular decomposition. The algorithm of proposed method and experimental results are presented on the example of a real microscopic image for various methods of preprocessing of the initial data, which demonstrate that the preprocessing of the initial data significantly affects the sensitivity of the transformation. It is shown that the transition to a fuzzy space of type_2 features, followed by the usage of a singular transformation with a preliminary selection of the most informative fuzzy membership functions, which are interpreted as images, based on an automated estimation of their brightness, provides an improvement in the visual characteristics of grayscale images.

Key words: image processing, fuzzy membership function, fuzzy sets of type_2, singular value decomposition.

Постановка проблемы

Количество практических задач, связанных с цифровой обработкой изображений, являющихся результатом стандартных методов исследования, например, в материаловедении, медицине, дефектоскопии, постоянно возрастает. Противоречивость процесса преобразования изображений заключается в том, что, с одной стороны, необходимо обеспечение максимальной чувствительности используемых методов к небольшим локальным вариациям значений яркости, а с другой стороны – устойчивость к влиянию структурных и измерительных шумов. При этом, кроме случайности, которая описывается в соответствии с теорией вероятности, нужно учитывать неопределенность изображений [1, 2, 3], которая является атрибутом информации [4]. Современный подход к решению задачи анализа изображений из-за неточности, неполноты исходных данных и неоднозначности алгоритмов обработки (например, при определении классов, регионов/границ объектов) базируется на использовании нечетких методов [5, 6, 7].

Анализ последних достижений и публикаций

Нечеткие множества типа_1 (НМТ1), предложенные Л. Заде позволяют преобразовать неопределенность в функцию принадлежности, имеющую числовое значение на отрезке [0,1]. Нелинейность нечетких методов обработки дает возможность усилить влияние вариаций яркостных свойств анализируемых изображений и устранять

неоднозначность серого. Однако, НМТ1 не позволяют учитывать неопределенности в функциях принадлежности, т.к. они характеризуются четкими значениями [8].

Нечеткая логика типа_2 (Т2) являются обобщением концепции теории обычных нечетких множеств и позволяет рассматривать задачи, имеющие более высокую степень неопределенности, заключающуюся, в частности, в методах представления изображений и в алгоритмах их обработки [9, 10]. Нечеткие множества типа_2 (НМТ2) и соответствующие им функции принадлежности типа_2 (ФПТ2), определяются как обобщение нечетких множеств введением нечетких интервалов с числовым значением на отрезке $[0,1]$, что коррелирует с восприятием неточности человеком [5]. НМТ2 имеют нечеткие функции принадлежности и способны моделировать подобные неопределенности. Использование нечеткой логики позволяет минимизировать неопределенности: удаление случайности в НМТ1 приводит к однозначности, а удаление неопределенности в Т2 – к НМТ1.

Цель исследования

В работе рассмотрены информационные возможности характеристик, синтезируемых в нечетком пространстве признаков с применением ФПТ2 и влияние способа их формирования на получаемый результат в задаче улучшения качества полутоновых изображений. Предложен метод автоматизированного отбора наиболее информативных нечетких составляющих на основе анализа их яркостных характеристик на этапе дефаззификации с применением сингулярного разложения.

Изложение основного материала исследования

Для изображений определение интервального НМТ2 можно получить с использованием степенных функций, рассматривая каждый пиксель как массив нечетких синглетонов, отображающих значение членства нечеткого множества типа_1 $u_{x,y}$ для каждой точки изображения [11] на основе выражения:

$$a_{k,i}^t = (u_{k,i}^t)^{1/\alpha} - (u_{k,i}^t)^\alpha, \quad (1)$$

где α – коэффициент для расчета интервального фаззификатора, который влияет на степень нечеткости при формировании ФПТ2.

На рис. 1 представлен графический образ НМТ2 (пунктирная линия), для произвольной строки изображения, который характеризуется верхней и нижней границами, каждую из которых определяет нижняя (НФП) и верхняя (ВФП) функции принадлежности типа_1 (отображены жирной сплошной линиями). Площадь между НФП и ВФП называется следом неопределенности (the footprint of uncertainty - FOU) и отображает неопределенность решения (дефаззификации).

В данной работе для формирования ФПТ2 используется следующий подход: изображение U интерпретируется как массив значений функций принадлежности типа_1 (ФПТ1) и для него формируются значения «верхней» U_h и «нижней» U_l ФПТ1 по формулам:

$$(U_{x,y})_h = (U_{x,y})^{1-(U_{x,y})^{-U_{x,y}/2}}, \quad (2)$$

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

Определение U' – значений ФПТ2:

$$U'_{x,y} = (U_{x,y})_h - (U_{x,y})_l. \quad (4)$$

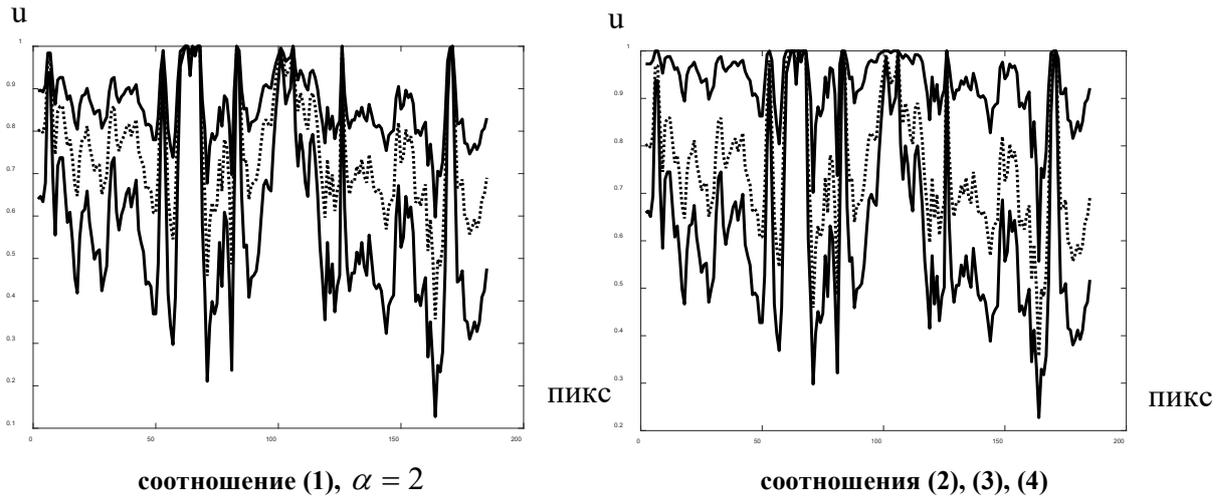


Рис. 1. Образ ФПТ2

Предложенный в данной работе алгоритм включает следующие шаги.

1. Масштабирование исходного полутонового изображения I на отрезок $[0,1]$.
2. Предобработка, выполняемая в этой работе на основе двух методов:
 - а) адаптивная степенная коррекция яркости:
 - небольшое уменьшение яркости и удаление значений, равных 1:

$$I_{x,y}^1 = I_{x,y} - 1/256, I_{x,y} > (\bar{I} + 0.5)/2, x \in [1, dy], y \in [1, dx], \quad (5)$$

где \bar{I} – среднее значение I ;

- пропорциональное выравнивание яркости:

$$I_{x,y}^2 = (I_{x,y}^1)^{1+\text{sgn}(I_{x,y}^1 - \bar{I}_1)} (I_{x,y}^1)^{\left(1 - \text{sgn}(I_{x,y}^1 - \bar{I}_1)\right) \left(\frac{I_{x,y}^1}{\bar{I}_1}\right)^{1 - I_{x,y}^1}}, \quad (6)$$

где $\bar{I}_1 = (\bar{I} + 0.5)/2$;

- пропорциональное снижение яркости всего изображения:

$$I_{x,y}^3 = (I_{x,y}^2)^{1 + (I_{x,y}^2)^{-I_{x,y}^2/2}}. \quad (7)$$

б) локальное вычитание фона с использованием неперекрывающихся окон (был использован размер $[15 \times 15]$), включает следующие шаги:

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

$$w_{x,y}^1 = (\bar{w} + \bar{I})/2, \quad (8)$$

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

- формирование изображения I^3 на основе I^1 :

$$I_{x,y}^3 = I_{x,y} - I_{x,y}^1. \quad (9)$$

- масштабирование на I^3 отрезок $[0,1]$ и применение к нему адаптивной эквализации гистограммы.

3. Для изображения I^3 , которое интерпретируется как ФПТ1, выполняется расчет значений «верхней» (I_h^3) и «нижней» (I_l^3) ФПТ1 согласно формулам (2) и (3), соответственно.
4. Вычисление ФПТ2 (I^4) по формуле (4).
5. Автоматизированный отбор наиболее значимых из изображений I^3 , I^4 , I_l^3 , I_h^3 , который осуществляется на основании оценки уровня их яркости V :

$$V = \sum_{j=1}^{N_w} \left((I')^{1-v_j} - (I')^{\frac{\bar{i}_j + \bar{I}}{2}} \right), \quad (10)$$

где \bar{i}_j – средняя яркость j -го окна (размерность окна оказывает значительное влияние на значение V); N_w – количество окон, $I' = (\bar{I} + 0.5 \cdot (I_{\min} + I_{\max})) / 2$, причем I_{\min} и I_{\max} – минимальный и максимальный уровни яркости обрабатываемого изображения, соответственно, а v_j – оценка уровня яркости j -го окна, вычисление которой происходит с использованием значений $i_j^1 = \bar{i}_j^1 \cdot (1 - N_{il} / N_p)$ и $i_j^2 = \bar{i}_j^2 \cdot N_{il} / N_p$.

При этом \bar{i}_j^1 и \bar{i}_j^2 – средние значения по яркости пикселей j -го окна w^j , удовлетворяющих и не удовлетворяющих, соответственно, условию:

$$i_j \geq (\bar{i}_j + \bar{I}) / 2; \quad (11)$$

N_{il} – количество пикселей j -го окна, удовлетворяющих условию (11); N_p – количество пикселей окна. Значение v_j определяется следующим образом:

- если $N_{il} > 0$ и $i_j^1 \neq 0$, то $v_j = (i_j)^{\left(1 - \text{sgn}(i_j^1 - i_j^2) \frac{\min(i_j^1, i_j^2) \bar{i}_j}{\max(i_j^1, i_j^2)} \right)^{1 + \text{sgn}(i_j^1 - i_j^2) \bar{i}_j}}$;
- если $N_{il} > 0$ и $i_j^1 = 0$, то $v_j = (i_j)^{1 + i_j^1 \bar{i}_j}$;
- если $N_{il} = 0$, то $v_j = (i_j)^{1 - i_j^1 \bar{i}_j}$.

Для темных изображений значения V будут отрицательны, а для светлых – положительны.

Для I^3 , I^4 , I_l^3 , I_h^3 вычисляется V , и те из них, для которых $\bar{V} > |V|$, где \bar{V} – среднее значение по оценкам яркости (вычисляется отдельно для темных и светлых снимков), включаются в ансамбль изображений I^5 .

6. Применение к I^5 сингулярного разложения, в результате которого формируется матрица I^6 (матрица левых сингулярных векторов), 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 :

$$C_i = \left(\left| \sum_{j=1}^K (V_s)_{i,j} \right| + \left| \sum_{j=1}^K (V_s)_{j,i} \right| \right) / 2, i \in [1, K], \quad (12)$$

$$S_i = \operatorname{sgn} \left(\sum_{j=1}^K (V_s)_{i,j} + \sum_{j=1}^K (V_s)_{j,i} \right), i \in [1, K], \quad (13)$$

где V_s – матрица правых сингулярных векторов, которая имеет размерность $K \times K$, т.к. используется экономное представление сингулярного разложения.

7. Упорядочивание вектора C по убыванию и нормирование его элементов так, чтобы их сумма была равна 1.
8. Формирование вектора dC , содержащего разности для каждой пары соседних элементов вектора C .
9. Вычисление значения dC_a по формуле:

$$dC_a = \left(\left(\sum_{j=1}^{K-1} dC_j / (K-1) \right) + (dC_{\min} + dC_{\max}) / 2 \right) / 2, \quad (14)$$

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

10. Выбор такого индекс i_{\max} на основе значения dC_a при просмотре элементов вектора dC с конца, для которого $dC_{i_{\max}} \geq dC_a$. Последующая нормировка элементов вектора dC с индексами от 1 до $i_{\max} + 1$, чтобы их сумма была равна 1.
11. Формирование итогового изображения I^7 как взвешенной сумма наиболее значимых компонент матрицы I^6 по формуле:

$$I_{y,x}^7 = \sqrt{\sum_{j=1}^{i_{\max}+1} (I_{x,y,j}^6 \cdot C_j)^{\frac{1}{C_j \cdot S_j + 2 - S_j / 2}} \cdot S_j}. \quad (15)$$

Применение к этому изображению адаптивной эквализации гистограммы.

Экспериментальные результаты. Предложенный метод был проверен на различных полутоновых изображениях, примером которых может служить снимок на рис. 2 а. Это оптическое микроскопическое изображение образца фосфоросодержащего сплава Fe–2%P–0,042%C с увеличением $\times 250$, полученное на металлографическом микроскопе GX-51 с цифровой системой анализа изображений фирмы «Olympus», которое имеет засвеченную область, неоднородный фон, шумы и недостаточный уровень контраста для проведения достоверного анализа.

На рис. 2 б и 2 в представлены результаты предобработки этого изображения с применением адаптивной степенной коррекции яркости и локального вычитания фона, соответственно. В обоих случаях достигается выравнивание уровня яркости в целом по изображению в сравнении с исходными данными.

На рис. 3 и 4 представлена визуализация «нижней» и «верхней» ФПТ1, а также МФТ2, получаемой на их основе, для обоих способов предобработки.

На рис. 5 представлены результирующие изображения для обоих способов предобработки. При получении этих изображений горизонтальная и вертикальная

размерность окна для автоматической оценки яркости V на основании экспериментальных исследований были выбраны равным $\frac{1}{4}$ от соответствующих размерностей исходного снимка. При этом на основании V для изображения на рис. 5 а были автоматически выбраны I^3 и I^4 (предобработанное изображение и ФПТ2) в качестве I^5 , для которого было применено сингулярное разложение, а для изображения на рис. 5 б – I^3 и I_l^3 (предобработанное изображение и «нижняя» ФПТ1).

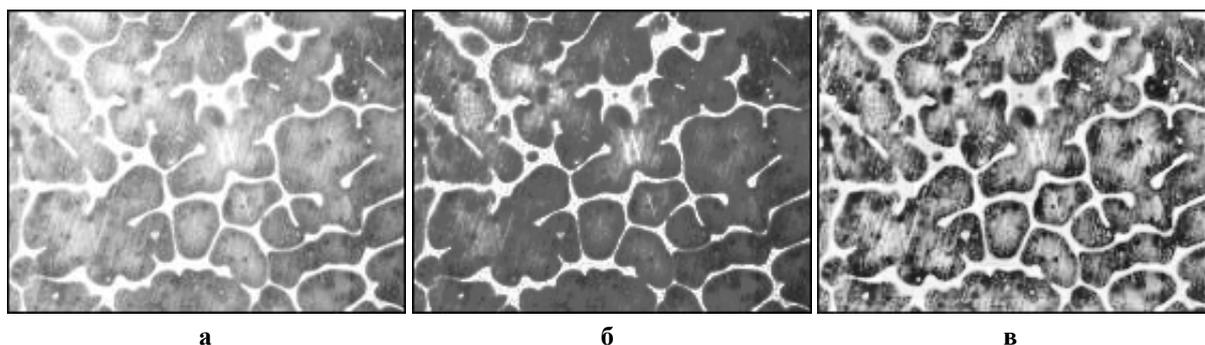


Рис. 2. Результат предобработки: а – исходное микроскопическое изображение (142x186); б – адаптивная степенная коррекция яркости; в – локальное вычитание фона

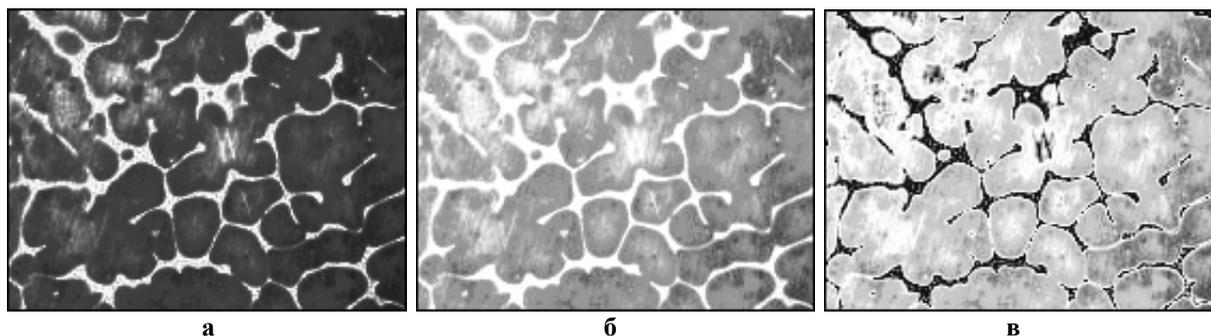


Рис. 3. Нечеткие функции принадлежности: а – «нижняя», б – «верхняя» ФПТ1 и в – ФПТ2 с предобработкой на основе адаптивной степенной коррекции яркости

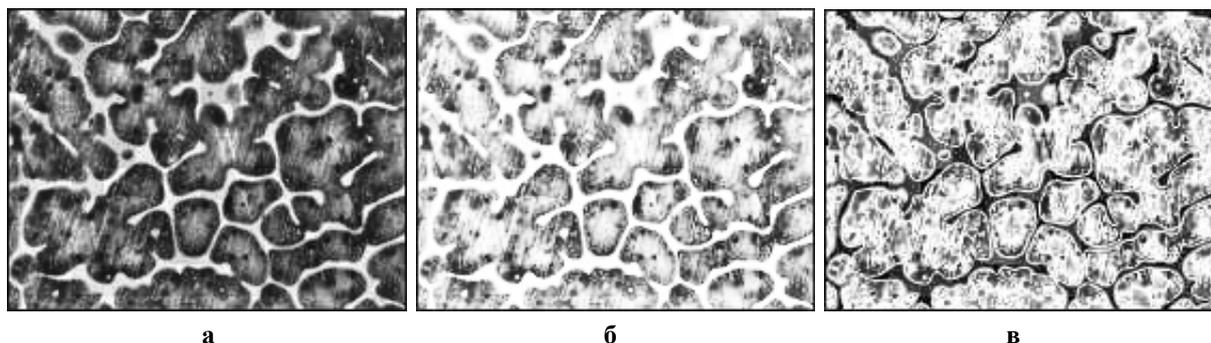


Рис. 4. Нечеткие функции принадлежности: а – «нижняя», б – «верхняя» ФПТ1 и в – ФПТ2 с предобработкой на основе локального вычитания фона

Несмотря на различный уровень детализации в разных частях снимка в обоих случаях (рис. 5 а, 5 б) структура изображения в целом, а также различных его областей была выделена достаточно четко. В то же время использование всех четырех изображений I^3 , I^4 , I_l^3 , I_h^3 в качестве I^5 (рис. 5 в) привело к снижению уровня

детализации по сравнению с рис. 5 а.

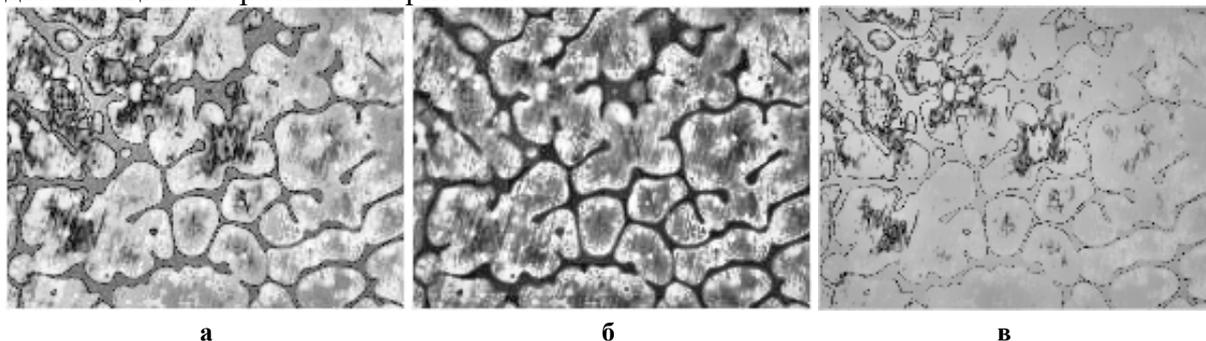


Рис. 5. Результирующее изображение при использовании: а – адаптивной степенной коррекции яркости; б – локального вычитания фона; в – адаптивной степенной коррекции яркости с применением сингулярного разложения для I^3 , I^4 , I_l^3 , I_h^3

Выводы

Использование нечеткой логики типа_2 позволяет синтезировать дополнительные параметры изображения с использованием нелинейных функций преобразования исходных данных, что дает возможность:

- усилить влияние вариаций яркостных свойств анализируемых изображений на основе локального преобразования уровней яркости исходных данных;
- осуществлять автоматизированный отбор наиболее значимых на основе оценки яркости при формировании входных данных для ортогонального преобразования
- применять методы многомерного анализа данных, в частности, сингулярное разложение, для перехода в новое пространство информативных признаков с последующим автоматическим отбором наиболее значимых компонент для формирования результирующего изображения.

Список использованной литературы

1. Bezdek J.C., Keller J., Krishnapuram R., Pal N.R. Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing. Handbooks of Fuzzy Sets series. Boston: Kluwer Academic Publisher 1999. 678 p.
2. Tizhoosh H.R., NauBecker H. Fuzzy Image Processing: An Overview. Handbook on Computer Vision and Applications. Academic Press. 1999. Vol. 2. P. 683–727.
3. Fuzzy Sets and Their Extensions: Representation, Aggregation and Models / edited by Bustince H., Herrera F., Montero J. Springer, 2008. 674 p.
4. Bloch I. Signal and Image Processing. Telecom ParisTech, 2008. 295 p.
5. Handbook of Biomedical Imaging / edited by Paragios N., Duncan J., Ayache N. Springer, 2015. 308 p.
6. Zadeh L.A. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning. *Information Sciences*. 1975. Vol. 8. P. 199–249.
7. 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.
8. Castillo O., Melin P. Type-2 Fuzzy Logic: Theory and Applications. Springer-Verlag, 2008. 223 p.
9. Mendel J.M., John R. Type 2 Fuzzy Sets Made Simple. *IEEE Transactions On Fuzzy Systems*. 2002. Vol. 10. No 2. P. 117–127.
10. Mendel J.M., Robert I.J., Feilong L. Interval Type 2 Fuzzy Logic Systems Made Simple. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2006. Vol. 14. No 6. P. 808–821.

11. Akhmetshina L., Yegorov A. Improvement of Grayscale Images in Orthogonal Basis of the Type-2 Membership Function. *CMIS-2021: The Fourth International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems*, Zaporizhzhia, April 27 2021. P. 465–474.

References

1. Bezdek, J.C., Keller, J., Krishnapuram, R., & Pal, N.R. (1999). Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing. Handbooks of Fuzzy Sets series. Boston : Kluwer Academic Publisher.
2. Tizhoosh, H.R., & HauBecker, H. (1999). Fuzzy Image Processing: An Overview. Handbook on Computer Vision and Applications. *Academic Press*. **2**, 683–727.
3. Bustince, H., Herrera, F., & Montero, J. (Ed.) (2008). Fuzzy Sets and Their Extensions: Representation, Aggregation and Models. Springer.
4. Bloch, I. (2008). Signal and Image Processing. Telecom ParisTech.
5. Paragios, N., Duncan, J., & Ayache, N. (Ed.) (2015). Handbook of Biomedical Imaging / edited by Springer. 2015. 308 p.
6. Zadeh, L.A. (1975). The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning. *Information Sciences*. **8**, 199–249.
7. Chi, Z., Yan, H., & Pham, T. (1998). Fuzzy algorithms: With Applications to Image Processing and Pattern Recognition. Singapore; – New Jersey; – London; – Hong Kong : Word Scientific.
8. Castillo, O., Melin, P. (2008). Type-2 Fuzzy Logic: Theory and Applications. Springer-Verlag 2008. 223 p.
9. Mendel J.M., John R. Type 2 Fuzzy Sets Made Simple. *IEEE Transactions On Fuzzy Systems*. **10**, 2, 117-127.
10. Mendel, J.M., Robert, I.J., & Feilong, L. (2006). Interval Type 2 Fuzzy Logic Systems Made Simple. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. **14**, 6, 808-821.
11. Akhmetshina, L., & Yegorov, A. (2021). Improvement of Grayscale Images in Orthogonal Basis of the Type-2 Membership Function. *CMIS-2021: The Fourth International Workshop on Computer Modeling and Intelligent Systems*, Zaporizhzhia, April 27 2021, pp.. 465–474.