

НЕЧІТКІСТЬ ТИПУ-2 У ЗАВДАННІ ПІДВИЩЕННЯ ДОСТОВІРНОСТІ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Анотація. Для вивчення макро- та мікроструктури сплавів використовуються збільшені зображення спеціально підготовлених зразків, що призводить до зростання внесок шумової складової та дефектів. Це потребує застосування методів корекції зображень для забезпечення точності фотометрії. В роботі представлені можливості підвищення достовірності сегментації зображень та чіткості виявлення меж об'єктів інтересу за рахунок використання на етапі фазифікації функцій приналежності типу-2. Представлений алгоритм дозволяє автоматизувати розрахунок параметрів перетворення з урахуванням яскравих характеристик вихідних даних. Показано, що потрібна попередня обробка даних для вирівнювання фону. Запропонований спосіб адаптивного розрахунку параметрів переходу в простір типу-2 забезпечує підвищення достовірності та чіткості виявлення меж об'єктів. Наведено експериментальні результати на прикладі реального зображення електронного мікроскопа зразка сплаву заліза.

Ключові слова: слабкоконтрастні зображення, нечіткі методи, візуальний аналіз, функція приналежності, сегментація, нечіткі множини типу-1, нечіткі множини типу-2.

Вступ. Системи, які засновано на нечітких множинах успішно впроваджені в таких галузях, як управління технологічними процесами, медична та технічна діагностика, прогнозування, обробка зображень. Поняття нечіткої множини це математична формалізація неточності і невизначеності, які присутні у даних, відображення того, що елементи, що відносяться до однієї множини, мають спільну властивість у різному ступені. У цифрових зображеннях завжди є неоднозначність за рахунок процесів у системі формування, зокрема, відображення 3D образів у 2D простір, дискретизації за часом та квантування за амплітудою. Крім цього, завдання перетворення вихідних знімків для вирішення конкретних завдань, наприклад, сегментація, бінаризація, виявлення аномалій є неоднозначними за своєю природою [1].

Нечіткі множини типу-1 (НМТ1) [2, 3] стали потужним інструментом для роботи із зображеннями. Основна проблема при роботі з НМТ1 – це суб'єктив-

ність у визначенні функції належності. Крім цього, у НМТ1 самі функції належності є чіткими. Для налаштування та уточнення функцій належності типу-1 у нечітких системах сучасні дослідження використовують нечіткі множини типу-2 (НМТ2), які мають нечіткі функції належності та здатні моделювати невизначеність, яка присутня у знаннях та алгоритмах [4].

Постановка задачі. Основною метою цієї статті є розгляд можливості підвищення достовірності сегментації зображень та чіткості виявлення меж об'єктів інтересу за рахунок використання функцій приналежності типу-2 на етапі фазифікації та розробка алгоритму, що дозволяє автоматизувати розрахунок параметрів перетворення з урахуванням яскравих характеристик вихідних даних.

Аналіз. Бездек в 1981 [2], запропонував нечіткий алгоритм кластеризації С-середніх (FCM), який широко використовується при сегментації зображень [6]. Введення нечіткості дозволяє отримати більше інформації за рахунок збільшення простору ознак при описі властивостей об'єктів і кластерів. Недоліком методу є чутливість до шумів та невизначеність визначення деяких параметрів алгоритму. Для компенсації цього недоліку розроблено різні модифікації методу FCM, що враховують специфіку зображень конкретного типу [7].

Поняття НМТ2 ввів Заде [5]. Rhee і Hwang [6] представили модифікацію алгоритму FCM з використанням нечіткості типу 2 (T2FCM), яка використовується для уточнення розташування центрів класів. Цей підхід отримав подальший розвиток в даний час для уточнення інших алгоритмів з використанням різних способів формування нечіткої функції приналежності типу-2 [7, 8].

Основна частина. Для НМТ1 ступінь приналежності до нечіткої множини кожного елемента x_i , визначеного на універсальній множині X є дійсним числом $\mu_A(x_i)$, що належить відрізьку [0, 1]. Дискретне НМТ1 A_{T1} записується

$$A_{T1} = \sum_{i=1}^k \mu_{T1}(x_i) / x_i. \quad (1)$$

Перетворення на нечіткий простір типу-1 здійснюється на основі функції приналежності типу-1 (membership function). Її вид є специфічним, визначається на основі експертних оцінок та модельних експериментів для кожної конкретної задачі. Така неоднозначність, в свою чергу, може бути описана нечіткою множиною другого порядку – НМТ2. НМТ1 характеризується ступенем розпливчастості, а НМТ2 – ступенем нечіткості.

НМТ2 A_{T2} представляється множиною пар:

$$A_{T2} = \{((x, u), \mu_{T2}(x, u), x \in X, u \in J_x \subseteq [0, 1])\}, \quad (2)$$

де $\mu_{T2}(x, u)$ – безліч функцій приналежності, що характеризують ступінь приналежності елементів x , а u – третій вимір, що характеризує вторинну функцію приналежності множини A_{T2} .

На рис. 1 а, представлена 3D модель НМТ2, де третім виміром у кожній точці 2D області є так званий слід невизначеності (the footprint of uncertainty – FOU). FOU відображає розмивання функції приналежності типу-1 (міру мінливості форми), яке повністю описується двома функціями: нижня функція приналежності (НФП) μ_L і верхньої функції приналежності (ВФП) μ_U , кожна з яких являє собою НМТ1 (рис. 1 б).

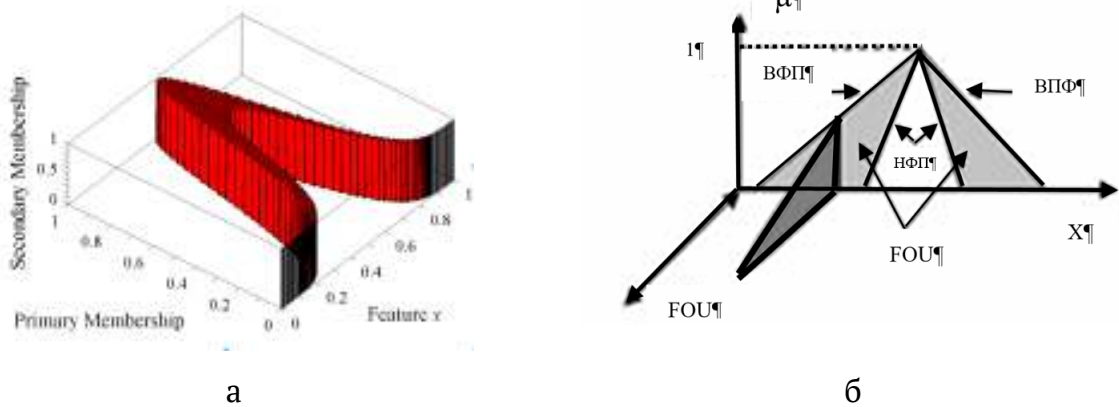


Рисунок 1 - НМТ2: а – 3D модель; б – межі мінливості

Для зображення НФП μ_L та ВФП μ_U можуть бути описані виразами:

$$\mu_L(i, j) = \mu(g(i, j))^{\alpha(i, j)}, \quad (3)$$

$$\mu_U(i, j) = \mu(g(i, j))^{\frac{1}{\alpha(i, j)}}, \quad (4)$$

де $g(i, j)$ – яскравість пікселя, $\mu(g(i, j))$ – функція приналежності типу-1, $\alpha \in (1, \infty)$. Зазвичай для зображення значення $\alpha > 2$ не має сенсу.

Один із способів адаптивного визначення параметра α для кожної просторової точки (i, j) має вигляд [9]:

$$\alpha(i, j) = F \times \min \left(1, \frac{\max_k g(i+k, j+k) - \min_k g(i+k, j+k)}{L-1} \right), \quad (5),$$

де вікно перетворення має розмір $k \times k$, константа $F \in (1, \infty)$ є коефіцієнтом посилення, що контролює довжину/ширину сліду невизначеності FOU, а L – кількість рівнів сірого. Це означає, що якщо інтенсивність центрального пікселя

значно відхиляється від безпосереднього оточення, то невизначеність сегментації зростає.

Новий рівень сірого $g'(i, j)$ обчислюється за формулою:

$$g'(i, j) = (L - 1) \times \frac{\omega_U(i, j)\mu_U(g(i, j)) + \omega_L(i, j)\mu_L(g(i, j))}{\omega_U(i, j) + \omega_L(i, j)}, \quad (6)$$

де ваги ω_L та ω_U для функцій належності μ_L , μ_U (з урахуванням масштабування зображення на $[0,1]$) можуть розраховуватися як локальний мінімальний та максимальний рівні сірого в межах вікна:

$$\omega_L(i, j) = \min_k g(i + k, j + k) \quad (7)$$

$$\omega_U(i, j) = \max_k g(i + k, j + k) \quad (8)$$

Але при практичному використанні наведеного алгоритму для сегментації зображень, які відмасштабовано на $[0,1]$ виникають складнощі, пов'язані з тим, що після використання формули (6) значення сірого може суттєво виходити за межі $[0,1]$. Отже, масштабування результуючого зображення на $[0,1]$ може призводити до зниження яскравості об'єктів інтересу. Також при використанні формули (5) значення α може бути як більше за 1, так и менше, в залежності від параметру F . Це, в свою чергу, призводить до того, що μ_L може в деяких точках бути більша за μ_U .

Отже, у даній роботі розглянуто шляхи усунення цих недоліків, можливість використання інших функціональних залежностей для μ_L та μ_U , а також автоматичного формування значення F .

Одним зі шляхів усунення описаних вище проблем у формулах (5) та (6) є відмова від використання значення L . Таким чином формули (5) та (6) можна переписати у наступному вигляді:

$$\alpha(i, j) = F \times \min\left(1, \max_k g(i + k, j + k) - \min_k g(i + k, j + k)\right), \quad (9)$$

$$g'(i, j) = \frac{\omega_U(i, j)\mu_U(g(i, j)) + \omega_L(i, j)\mu_L(g(i, j))}{\omega_U(i, j) + \omega_L(i, j)}. \quad (10)$$

Також можна врахувати значення L інакше:

$$\alpha(i, j) = F \times \min\left(1, \left(\max_k g(i + k, j + k) - \min_k g(i + k, j + k)\right) \times \frac{L - 1}{k \times k}\right), \quad (11)$$

$$g'(i, j) = \left(\frac{\omega_U(i, j)\mu_U(g(i, j)) + \omega_L(i, j)\mu_L(g(i, j))}{\omega_U(i, j) + \omega_L(i, j)}\right)^b, \quad (12)$$

де b розраховується за формулою:

$$b = \max \left(0.1, 1 + \operatorname{sgn}(\bar{X} - \bar{x}) \times \left(3 \times \left(\frac{L-1}{k \times k \times (1 + \max(\bar{X}, \bar{x}))} + \omega_L(i, j) + \bar{x} \right) \right)^{1+F} \right), \quad (13)$$

де $\bar{X}$ та $\bar{x}$ – середні значення для всього зображення та поточного вікна, відповідно. При цьому, якщо $\alpha < 1$, то це значення змінюється за формулою:

$$\alpha = \alpha^{1-\alpha^{1-\alpha}}. \quad (14)$$

Для того, щоб гарантувати виконання нерівності $\mu_L < \mu_U$ можна обміняти місцями значення для тих точок, де ця нерівність не виконується.

Автоматичний розрахунок значення F у цій роботі пропонується виконувати наступним чином:

$$F = \frac{1}{(F')^{1+F'}}, \quad (15)$$

$$F' = \left(\frac{\omega_L(i, j)}{\omega_U(i, j)} \right)^{1 + \frac{\bar{X}}{\bar{x}}}. \quad (16)$$

Також для розрахунку значень μ_L та μ_U запропоновано використовувати формули:

$$\mu_L(i, j) = \mu(g(i, j)) \frac{a(i, j) + \mu(g(i, j)) / 2}{2}, \quad (17)$$

$$\mu_U(i, j) = \mu(g(i, j)) \frac{2}{a(i, j) + \mu(g(i, j)) / 2}, \quad (18)$$

Експериментальні результати. Металографічні дослідження – це комплекс випробувань та аналітичних заходів, спрямований на вивчення макро- та мікроструктури сплавів, дослідження закономірностей їх утворення, а також визначення впливу структури на фізико-хімічні властивості сплаву. Для мікроскопічного аналізу спеціально підготовлені зразки досліджують за допомогою оптичного чи електронного мікроскопів. Оптичний мікроскоп дозволяє отримати збільшення зображення, що не перевищує $\times 1000$, електронний мікроскоп таких обмежень не має.

Аналіз зображень дозволяє спостерігати безпосередньо форму та розміри кристалічних зерен, зміни внутрішньої структури сплаву під впливом термічної або механічної обробки, мікротріщини тощо. Однак, при збільшенні зо-

браження також зростає внесок шумової складової та дефектів, що потребує застосування методів корекції для забезпечення точності фотометрії.

На рис. 2 а, 2 б представлено зображення зразка сплаву заліза, легованого молібденом та фосфором ($\times 3500$) і його гістограма, відповідно.

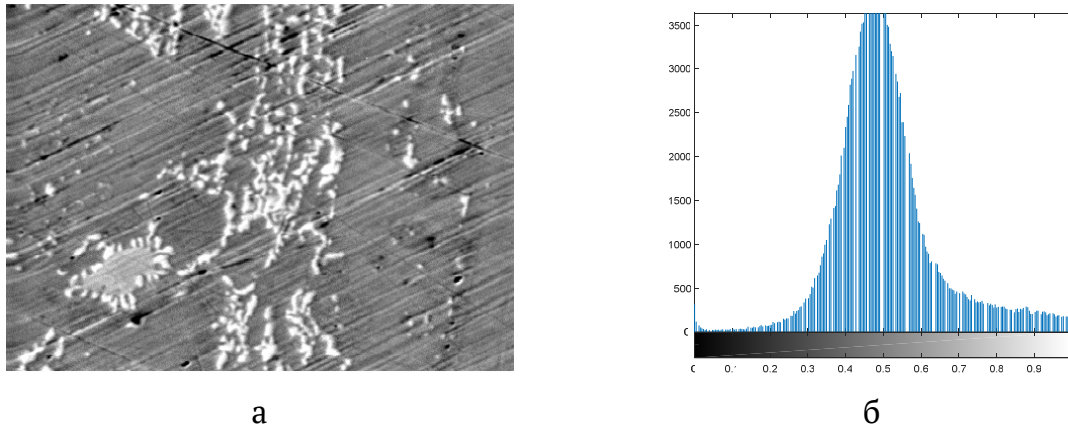


Рисунок 2 - а – вхідне напівтонове зображення (514x384); б – гістограма

Для таких зображень характерна наявність дефектів (подряпин на поверхні зразка). Видалення дефектів передбачає заміну відповідних пікселів значенням фону. У даній роботі запропоновано метод адаптивного віконного степеневого перетворення (АВСП):

1. Над вхідним зображенням виконується наступне перетворення:

$$g_1(i, j) = g(i, j)^{1 + (X_1)^{1 - \text{sgn}(\bar{X} - 0.5)} \times X_1}, \quad (19)$$

$$X_1 = \frac{\bar{X}^{1 + \bar{X}} + 0.5}{2}. \quad (20)$$

Це перетворення призводить до пропорційного зниження яскравості, що необхідне для зменшення впливу усереднення при відновленні зображення для видалення дефектів.

2. Відновлення фону на місці дефектів виконується на основі віконної обробки зображення g_1 (розмір вікна на основі експериментальних досліджень було обрано 5x5). При цьому для кожного пікселю, яскравість якого менша за значення $(x_{\min})'$, яке отримується з формули:

$$(x_{\min})' = (x_{\min} + \bar{X}_1) / 2, \quad (21)$$

де $\bar{X}_1$ – середнє за зображенням g_1 , розраховується нове значення яскравості на основі усереднення яскравостей усіх пікселів вікна заданого розміру, яскравість яких більша за $(x_{\min})'$. Таким чином формується зображення g_2 .

3. Для всіх пікселів зображення g_2 виконується наступне перетворення:

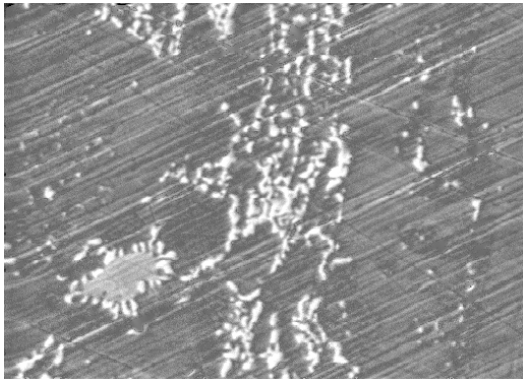
$$g_3(i, j) = g_2(i, j)^{1-X_1}. \quad (22)$$

Це перетворення необхідне для того, щоб пропорційне збільшити яскравість вихідного зображення після відновлення.

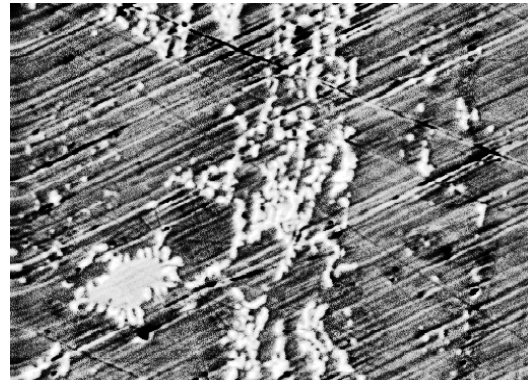
На рис. 3 а наведено результат застосування запропонованого алгоритму АВСП, який свідчить про його ефективність. Для порівняння, застосування методу еквалізації гістограми (рис. 3 б) посилює внесок шумової складової.

На рис. 4 а, 4 б наведено результат сегментації зображення 3 б на основі оригінального методу з використанням формул (3) – (6) и модифікованим методом на основі формул (3), (4), (9), (10) зі значенням розміру вікна 2×2 і $F = 2$, відповідно. Рис. 4 а демонструє появу артефактів, обумовлених порушенням нормалізації значень рівнів яскравості при перетворенні (3) – (6).

Адаптивне визначення коефіцієнтів перетворення за формулами F (15), μ_L (17) і μ_U (18), дозволяє покращити яскраві характеристики результату. На рис. 5 а, 5 б наведено сегментоване зображення з використанням виразів (9), (10) та – (11), (12), відповідно. Поліпшення контрастності, яка сприяє чіткості виявлення меж об'єктів інтересу на рис. 5 б, супроводжується посиленням шумів (дефектів).

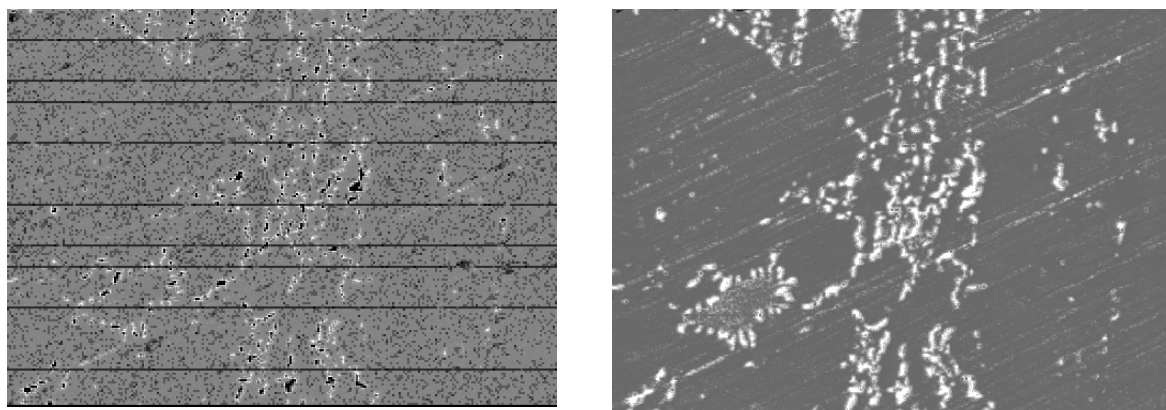


а



б

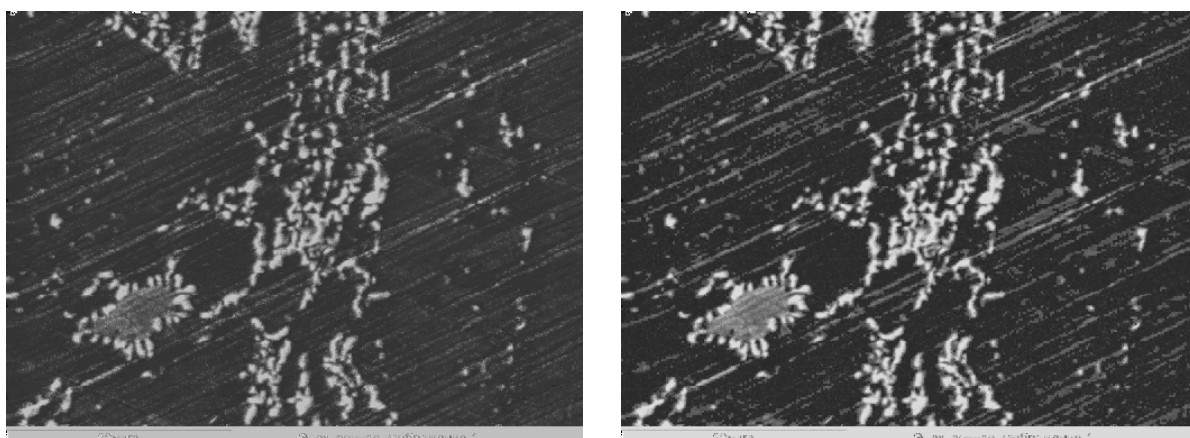
Рисунок 3 - Попередня обробка: а – АОСП; б – еквалізація гістограми



а

б

Рисунок 4 - Сегментація зображення: а – на основі формул (3) – (6),
б – модифікований метод (3), (4), (9), (10)



а

б

Рисунок 5 - Модифікований метод сегментації за формулами:
а – (9), (10); б – (11), (12)

Висновки:

- застосування нечітких множин типу-2 дозволяє підвищити чутливість сегментації слабкоконтрастних зображень;
- апріорна інформація про об'єкти інтересу та методи передобробки вихідних даних підвищують ефективність алгоритму;
- на ступінь деталізації результату сегментації впливає спосіб формування функції приналежності типу-2 та коефіцієнтів перетворення;
- адаптивний розрахунок параметрів переходу в простір типу-2 забезпечує можливість створення автоматизованої системи фотометричного аналізу характеристик сплаву.

ЛІТЕРАТУРА

1. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение: современный подход / Форсайт Д., Понс Ж.; [пер. с англ. А.В. Назаренко, И. Ю. Дорошенко]. – М.;– С.-П.; –К: Вильямс, 2004. – 926 с.
2. Bezdek J.C. A Convergence Theorem for The Fuzzy ISODATA Clustering Algorithms / Bezdek J. C. // IEEE Transaction On Pattern Analysis And Machine Intelligence. – 1980. – Vol. 2, – № 1. – P. 1-8.
3. Chi Z. Fuzzy algorithms: With Applications to Image Processing and Pattern Recognition / Chi Z., Yan H., Pham T. – Singapore; – New Jersey; – London; – Hong Kong: Word Scientific, 1998. – 225 p.
4. Ахметшина Л. Г. Сегментация мультиспектральных изображений на основе метода нечёткой кластеризации / Ахметшина Л. Г. // В сб. научных трудов НГАУ. – 2000. – Т. 1, – № 9. – С. 90-93.
5. Zadeh, L.A. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning—I. Inf. Sci. (1975), 8, 199–249.
6. F.C.H. Rhee, C. Hwang, A Type-2 fuzzy c means clustering algorithm, in: Proc. in Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference 4, 2001, pp. 1926–1929.
7. Deepali Aneja, Tarun Kumar Rawat. Fuzzy Clustering Algorithms for Effective Medical Image Segmentation I.J. Intelligent Systems and Applications, 2013, 11, 55-61
8. L. Akhmetshina, A. Yegorov. 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, April 27, 2021, Zaporizhzhia, pp.465-474.
9. Hamid R. Tizhoosh. Type II Fuzzy Image Segmentation
<https://www.researchgate.net/publication/284004722>

REFERENCES

1. Forsayt D., Pons ZH. Komp'yuternoye zreniye: sovremennyy podkhod Forsayt D., Pons ZH.; [per. s angl. A.V. Nazarenko, I. YU. Doroshenko]. – М.;– S.-P.; –K: Vil'yams, 2004. – 926 s.
2. Bezdek J. C. A Convergence Theorem for The Fuzzy ISODATA Clustering Algorithms / Bezdek J.C. // IEEE Transaction On Pattern Analysis And Machine Intelligence. – 1980. – Vol. 2, – № 1. – P. 1-8.
3. Chi Z. Fuzzy algorithms: With Applications to Image Processing and Pattern Recognition / Chi Z., Yan H., Pham T. – Singapore; – New Jersey; – London; – Hong Kong: Word Scientific, 1998. – 225 p.

4. Akhmetshina L. G. Segmentatsiya mul'tispektral'nykh izobrazheniy na osnove metoda nechetkoy klasterizatsii / Akhmetshina L. G. // V sb. nauchnykh trudov NGAU. – 2000. – T. 1, – № 9. – S. 90-93.
5. Zadeh, L.A. The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning—I. Inf. Sci. (1975), 8, 199–249.
6. F.C.H. Rhee, C. Hwang, A Type-2 fuzzy c means clustering algorithm, in: Proc. in Joint 9th IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference 4, 2001, pp. 1926–1929.
7. Deepali Aneja, Tarun Kumar Rawat. Fuzzy Clustering Algorithms for Effective Medical Image Segmentation I.J. Intelligent Systems and Applications, 2013, 11, 55-61
8. L. Akhmetshina, A. Yegorov. 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, April 27, 2021, Zaporizhzhia, pp.465-474.
9. Hamid R. Tizhoosh. Type II Fuzzy Image Segmentation
<https://www.researchgate.net/publication/284004722>

Received 19.04.2022.

Accepted 22.04.2022.

Fuzzy type-2 in the task of increasing the reliability of image segmentation

To study the macro- and microstructure of alloys, enlarged images of specially prepared samples are used, which leads to increasing of the noise component and defects contribution. This requires the usage of image correction techniques to ensure the accuracy of photometry. This paper describes the possibilities of increasing the reliability of image segmentation and the clarity of identifying the boundaries of objects of interest through the usage at the stage of fuzzification the membership functions of type-2. The presented algorithm contains 3 steps. On the first step initial image is preprocessed in the next way: at first, the brightness of the initial image is decreased proportionally on the base of the power transformation usage; after that background restoration and alignment process is performed; after the end of this process the brightness of obtained image is increased proportionally on the base of the power transformation usage. On the second step of the proposed algorithm the image obtained after preprocessing is interpreted as membership function of type-1 and membership function of type-2 is calculated on the base of this image taking into account its brightness characteristics. On the last step of the proposed in this paper algorithm the output image is formed on the base of the membership function of type-2. During calculating of the output image, we are performing its contrast enhancement. This paper proposes different ways of calculating member-

ship function of type-2 and forming of the resulting image and compares the obtained results. The proposed method of adaptive calculation of the parameters of the transition to the type-2 space provides increased reliability and clarity of detection of object boundaries. Experimental results are given on the example of a real image of an electron microscope of an iron alloy sample and show the effectiveness of the proposed approach.

Ахметшина Людмила Георгіївна – доктор технічних наук, професор, професор кафедри електронних обчислювальних машин, Дніпровський національний університет ім. О. Гончара.

Єгоров Артем Олександрович – старший викладач кафедри комп'ютерних наук та інформаційних технологій, Дніпровський національний університет ім. О. Гончара.

Akhmetshina Lyudmila Georgievna – Doctor of Technical Sciences, professor, professor of the department of electronic computers, Oles Honchar Dnipro National University.

Yegorov Artyom Alexandrovich – Senior Lecturer of Computer Science and Information Technologies Department, Oles Honchar Dnipro National University.