

УДК 004.932

MSC 68U10

MODIFIED TEXTURE METHOD OF IMAGE SEGMENTATION BASED ON THE GRAY-LEVEL CO-OCCURRENCE MATRIX

KATERYNA GOLUBEVA, DMITRY KLYUSHIN

Faculty of Computer Science and Cybernetics, Taras Shevchenko National University of Kyiv,
Kyiv, Ukraine, E-mail: katerina.golubeva@unicyb.kiev.ua, dokmed5@gmail.com

МОДИФІКОВАНИЙ ТЕКСТУРНИЙ МЕТОД СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ МАТРИЦІ СПІВПАДІНЬ

К. М. ГОЛУБЄВА, Д. А. КЛЮШИН

Факультет комп'ютерних наук та кібернетики, Київський національний університет
імені Тараса Шевченка, Київ, Україна, E-mail: katerina.golubeva@unicyb.kiev.ua,
dokmed5@gmail.com

ABSTRACT. The new modified texture method of image segmentation based on the gray-level co-occurrence matrix is considered. The modified method is compared with Patana's one in their application to image segmentation of nuclei of buccal epithelium of the mucous of the cavity mouth. A set of characteristics for a texture method based on the gray-level co-occurrence matrix which is invariant as for the angles of rotation of the image is investigated.

KEYWORDS: gray-level co-occurrence matrix, gray-tone spatial dependence matrix, image segmentation, texture method, images of nuclei.

АНОТАЦІЯ. У статті запропоновано новий модифікований текстурний метод сегментації зображень на основі матриці співпадінь. Проведено порівняння модифікованого методу з методом Патани при їх застосуванні до сегментації зображень ядер букального епітелію слизової оболонки порожнини рота. Для текстурного методу на основі матриці співпадінь, інваріантної відносно кутів повороту зображення, було досліджено ряд текстурних характеристик.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: матриця співпадінь, матриця взаємного положення градацій тону, сегментація зображень, текстурний метод, зображення ядер.

1. ВСТУП

Невід'ємною частиною роботи із зображеннями є попередня обробка самих зображень. У залежності від мети досліджень та особливостей методів, які використовуються, попередня обробка зображень може складатися із конвертації кольорів, корегування яскравості та контрастності, фільтрації,

сегментації, виділення ознак об'єктів тощо. Більш детально зупинимось на задачі сегментації, будемо її розуміти як процес розділення цифрового зображення на області, які не перетинаються та мають схожі властивості. Аналогічною є задача виділення контуру: замість однорідних областей знаходяться їх границі [1].

У свою чергу методи сегментації також можна поділити на кореляційні, порогові, нарощування областей, текстурні, теорії графів, виділення границь, методи з використанням марківських випадкових полів [2]. Кореляційні методи визначають ступінь схожості двох зображень за допомогою кореляції, найчастіше використовується порівняння досліджуваного зображення з еталонним, а, отже, використання їх обмежується наявністю еталонів об'єктів [3]. При використанні порогових методів зображення діляться на частини на основі наявних порогових значень, розрізняють методи з глобальним та адаптивним порогом. Порогові методи застосовуються при існуванні стабільних відмінностей у яскравостях окремих сегментів [4]. Алгоритми нарощування областей використовують рекурсивну процедуру групування пікселей зображення. Такі методи відрізняються між собою вибором певного критерію однорідності для групування, критерієм вибору початкових пікселей на нульовому кроці, а також способом та порядком перегляду решти пікселей. Найбільш відомими алгоритмами є центроїдне зв'язування, злиття — розщеплення, хвильовий та вододілу [5]. Методи нарощування областей ефективні при наявності стійкої однорідності окремих сегментів [6]. Сутність застосування теорії графів до сегментації полягає у представленні зображення у вигляді зваженого графа з вершинами у точках зображення. Вага ребра відображає схожість пікселей, сегментацію зображення моделюємо розрізами графа, для встановлення якості сегментації вводимо функціонал вартості розрізу, що зводить її до задачі оптимізації пошуку розрізу мінімальної вартості на графі. Найчастіше використовують жадібні алгоритми [7], методи динамічного програмування, алгоритм Дейкстри [8], Normalized Cuts [9], Nested Cuts [10], SWA (Segmentation by Weighted Aggregation) [11]. Методи теорії графів показують гарні результати при інтерактивній сегментації, коли користувач ініціалізує маски зображення [12]. При сегментації з виділенням границь часто використовується чисельне диференціювання. Граничними вважають точки різких змін функції яскравості, отже, найчастіше застосовуються градієнтні методи, зокрема фільтри [13]. Методи з використанням виділення границь можливо використовувати лише за умови, що границі чіткі та стабільні [14]. Методи, які використовують марківські випадкові поля, ґрунтуються на припущенні, що яскравість кожного пікселя залежить від яскравостей деякої множини сусідніх точок. Марківські моделі дозволяють враховувати безпосередньо просторово-часові характеристики сигналів, отже, широко застосовуються у розпізнаванні зображень за умови наявності навчаючої вибірки [15]. Текстурні методи використовують для сегментації властивостей зображень (однорідності, шорсткості, регулярності). Розглянемо їх більш детально.

Умовно текстурні методи ділять на дві категорії: статистичні та структурні [16]. При структурному підході будують множину багатокутників і проводять дослідження на наявність спільних властивостей. Прикладом структурного методу є діаграма Вороного [17].

У основі статистичного методу лежить обчислення текстурних характеристик за матрицею співпадінь, яка формується з вихідного зображення. Як у вітчизняній, так і в іноземній літературі для цієї матриці немає єдиної назви. Її називають матрицею співпадінь, матрицею взаємного положення градацій тону, *gray-tone spatial dependence matrix*, *gray-level co-occurrence matrix*, але в усіх випадках мова йдеться про одну й ту саму матрицю [16, 18–20]. У подальшому будемо використовувати назву «матриця співпадінь».

2. ПРЕДМЕТ І МЕТОДИ ДОСЛІДЖЕННЯ

Розглянемо сегментацію за допомогою текстурних дескрипторів. Будемо вважати, що зображення можна розділити на області з однорідними властивостями, причому області не перетинаються і кожна з них характеризується унікальною текстурою. Для аналізу текстур будемо досліджувати характер змін градацій тону всередині текстурних елементів. Для виділення текстурних характеристик зображень використаємо матрицю співпадінь. У якості текстурних характеристик можна розглядати контраст, кореляцію, енергію, ентропію, інерцію, однорідність, автокореляцію, опуклість кластера, тінь кластера тощо [19, 20].

Надалі будемо використовувати схему, запропоновану у роботі [19].

Будемо розглядати цифрові зображення в кольоровій моделі RGB. Нехай $I = \|I(x, y)\|_{N \times M}$, $x = 1, \dots, N$, $y = 1, \dots, M$ — зображення розміром $N \times M$, кожен піксель характеризується яскравостями трьох кольорових компонент $I(x, y) = p(R, G, B)$, $R = 0, \dots, 255$, $G = 0, \dots, 255$, $B = 0, \dots, 255$, де R , G , B — яскравості червоної, зеленої та блакитної компонент відповідно. Для побудови матриці співпадінь зображення будемо розглядати його чорно-білий аналог $I(x, y) = p(\text{Gray}, \text{Gray}, \text{Gray})$. Для перетворення використаємо

$$\text{Gray} = 0.299R + 0.587G + 0.114B.$$

Матрицю співпадінь будемо позначати через $P_{(\Delta x, \Delta y)} = \|P(i, j)\|_{256 \times 256}$, $i = 0, \dots, 255$, $j = 0, \dots, 255$, її елементи визначаються з формули

$$P(i, j) = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M \begin{cases} 1, & \text{якщо } I(x, y) = i \text{ та } I(x + \Delta x, y + \Delta y) = j; \\ 0, & \text{в інших випадках,} \end{cases}$$

де (x, y) та $(x + \Delta x, y + \Delta y)$ — координати пікселей у зображенні I , а $\vec{d} = (\Delta x, \Delta y)$ — вектор зміщення. Складність алгоритму побудови матриці співпадінь дорівнює $O(N \times M)$.

Для сегментації зображення достатньо побудувати області, для яких елементи матриці $P(i, j)$ співпадають, але внаслідок зашумлення зображень та природної неоднорідності елементи матриці будуть мати статистичний

розкид. Тому на практиці шукають області, у яких забезпечується стійкість деякого функціонала, який визначено на елементах матриці співпадінь. Для коректного розпізнавання однакових текстур, розташованих під різними кутами, розглядалася матриця, інваріантна відносно кутів повороту зображення, кратних 45° . Отже, розглядалися зображення $I, I_{45^\circ}, I_{90^\circ}, I_{135^\circ}, I_{180^\circ}, I_{225^\circ}, I_{270^\circ}, I_{315^\circ}$ — вихідне зображення та зображення, отримані внаслідок повороту на відповідний кут. Інваріантну матрицю будемо позначати $\hat{P}_{(\Delta x, \Delta y)}$.

Відмітимо, що для зображення, яке перевернули на 180° , матриця співпадінь еквівалентна матриці співпадінь вихідного зображення, але для протилежно спрямованого вектору зміщення $P_{(\Delta x, \Delta y)}(I_{180^\circ}) = P_{(-\Delta x, -\Delta y)}(I)$.

Для вихідного зображення побудуємо матрицю співпадінь для вектора зміщень $(0, \Delta y)$, а потім матрицю співпадінь для цього ж вектора для I_{45° . Зазначимо, що $P_{(0, \Delta y)}(I_{45^\circ}) = P_{(-\Delta x, \Delta y)}(I)$. Ураховуючи особливості повороту на 180° : $P_{(0, \Delta y)}(I_{225^\circ}) = P_{(\Delta x, -\Delta y)}(I)$. Аналогічно для решти зображень $P_{(0, \Delta y)}(I_{90^\circ}) = P_{(-\Delta x, 0)}(I)$, $P_{(0, \Delta y)}(I_{270^\circ}) = P_{(\Delta x, 0)}(I)$, $P_{(0, \Delta y)}(I_{135^\circ}) = P_{(-\Delta x, -\Delta y)}(I)$, $P_{(0, \Delta y)}(I_{315^\circ}) = P_{(\Delta x, \Delta y)}(I)$, $P_{(0, \Delta y)}(I_{180^\circ}) = P_{(0, -\Delta y)}(I)$ [3].

При побудові інваріантної матриці відносно кутів повороту зображення виконаємо усереднення за всіма напрямками

$$\hat{P} = \frac{1}{8} \left(P_{(0, \Delta y)} + P_{(0, -\Delta y)} + P_{(-\Delta x, \Delta y)} + P_{(\Delta x, -\Delta y)} + P_{(-\Delta x, 0)} + P_{(\Delta x, 0)} + P_{(-\Delta x, -\Delta y)} + P_{(\Delta x, \Delta y)} \right).$$

Метод Патани [19]. Вихідне зображення неперервно скануємо прямокутним вікном розміром $n \times m$, $n < N$, $m < M$. Під неперервним скануванням розуміємо переміщення вікна вздовж діагоналі та вертикалі на один піксель. Для кожного вікна будуємо матрицю \hat{P} , за якою обчислюємо значення текстурних функціоналів. Отже, центру кожного вікна вихідного зображення ставимо у відповідність число (якщо розглядається одна текстурна характеристика) або вектор текстурних характеристик, різка зміна значень яких свідчить про наявність границі між текстурними областями. Оскільки для кожної точки зображення обчислюються текстурні характеристики (за виключенням країв зображення, що пов'язано з особливостями сканування), реалізація методу досить повільна внаслідок побудови $(N - n + 1) \times (M - m + 1)$ матриць співпадінь. Якщо використовуються інваріантні матриці, то кількість матриць ще збільшується у вісім разів.

Модифікований метод. Побудуємо єдину матрицю співпадінь за вихідним зображенням $P(i, j)$. Оскільки вона єдина, і в подальшому порівнювати її з іншими матрицями співпадінь за допомогою текстурних характеристик не будемо, то інваріантністю відносно кутів повороту також можна знехтувати. Для зручності її візуалізуємо: будемо вважати, що елемент матриці з найбільшим значенням відповідає чорному кольору, з найменшим — білому, решта значень — градації сірого. Отже, кожен елемент матриці конвертується у яскравість відповідного пікселя зображення 256×256

(розмір матриці співпадінь). Описаним принципом візуалізації числової матриці будемо користуватися і в подальшому. Сегментуємо отримане зображення на замкнені області, кожна з яких відповідає певній текстурі T_k . Перейдемо до текстур у вихідному зображенні. Будемо вважати, що $I(x, y) \in T_k$, $x = 1, \dots, N$, $y = 1, \dots, M$, якщо $P(i, j) \in T_k$, де $I(x, y) = i$ та $I(x + \Delta x, y + \Delta y) = j$.

3. ПРАКТИЧНЕ ЗАСТОСУВАННЯ

Дані алгоритми було використано для сегментації зображень ядер букального епітелію слизової оболонки порожнини рота.

Для одержання зображень інтерфазних ядер було використано цифровий аналізатор при збільшенні 10×100 (імерсійна система). Аналізатор складається з мікроскопу Olympus BX 41 System, обладнаного цифровою фотокамерою Camedia C-5050 Zoom та програмним забезпеченням Olympus DP 80 FT 3.2 на базі комп'ютера Pentium 4 4.26 ГГц з операційною системою Windows XP.

Отримані зображення мають розмір 160×160 та містять одне ядро, отже можна вважати що зображення складається з двох текстур, які відповідають ядру та фону.

1. Метод Патани. Для сегментації зображень ядер було використано текстурний алгоритм на основі матриці співпадінь, інваріантної відносно кутів повороту зображення, кратних 45° . При реалізації методу Патани сканування вихідних зображень проводилось прямокутним вікном розміром 11×11 . Оскільки текстурні характеристики обчислюються для центру цього вікна, то необробленими залишились краї зображення розміром 5 пікселів. Кожну з текстурних характеристик розглядали окремо, що спрощує їх порівняння між собою, та занесли у матрицю 150×150 .

Наведемо візуалізовані аналоги обчислених матриць розглянутих текстурних характеристик:

1) енергія:

$$\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} \hat{P}(i, j)^2;$$

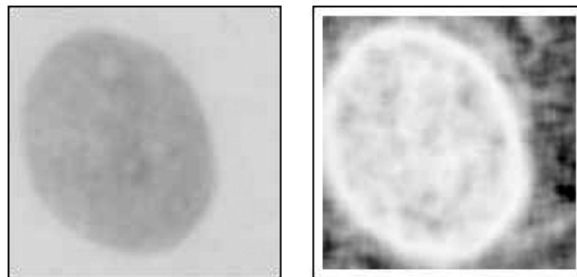


Рис. 1. Метод Патани. Енергія

2) контраст:

$$\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} |i - j| \hat{P}(i, j);$$

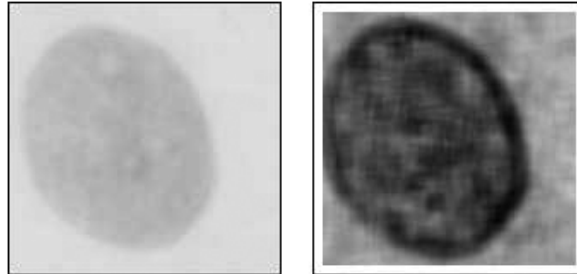


Рис. 2. Метод Патани. Контраст

3) однорідність:

$$\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} \frac{1}{1 + (i - j)^2} \hat{P}(i, j);$$

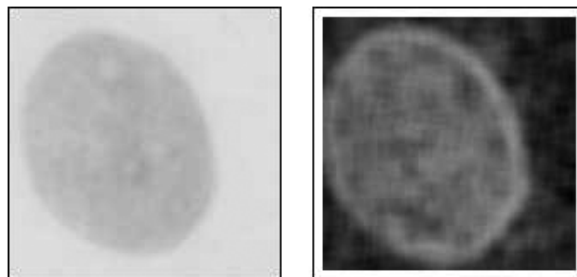


Рис. 3. Метод Патани. Однорідність

4) ентропія:

$$-\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} \hat{P}(i, j) \ln \hat{P}(i, j);$$

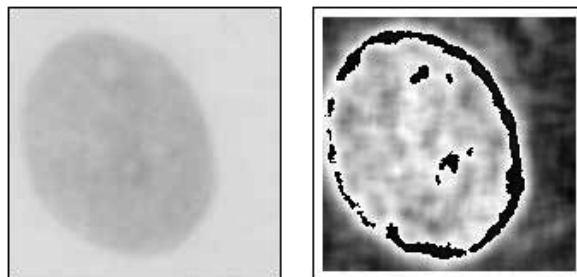


Рис. 4. Метод Патани. Ентропія

5) автокореляція:

$$\sum_{i=0}^{255} \sum_{j=0}^{255} (ij) \hat{P}(i, j).$$

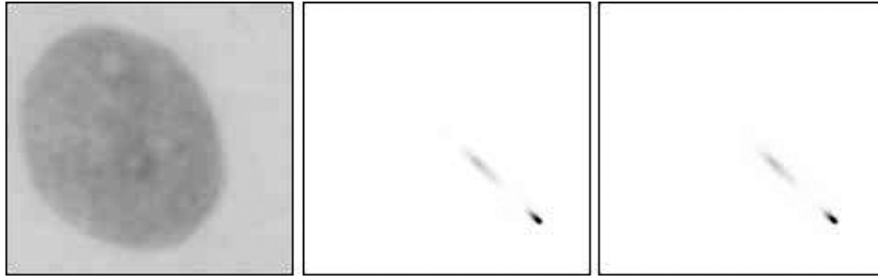


Рис. 5. Метод Патани. Автокореляція

2. Модифікований метод. При сегментації модифікованим методом текстурні характеристики не обчислюються взагалі. Візуалізуємо матрицю співпадінь, інваріантну відносно кутів повороту зображення, кратних 45° , а також звичайну матрицю співпадінь.

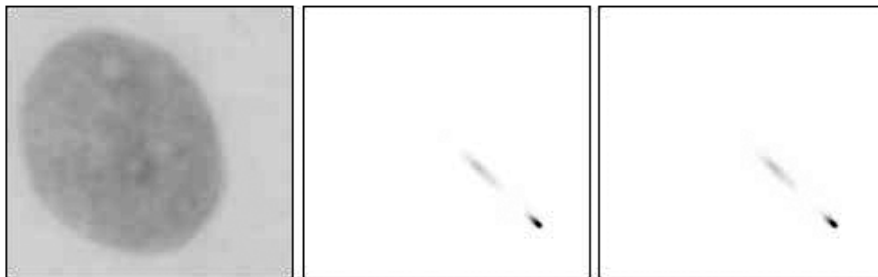


Рис. 6. Модифікований метод. Вихідне зображення, частина інваріантної та звичайної матриць співпадінь

Оскільки інваріантна та звичайна матриці співпадінь не відрізняються одна від одної, то в подальшому будемо працювати із звичайною. Сегментуємо візуалізовану матрицю співпадінь, при цьому ледве помітні пікселі зображення враховувати не будемо. За 100% приймаємо найбільше значення в матриці співпадінь. Якщо значення не перевищує 5%, то воно відкидається. Решту значень відносять до одної з двох можливих текстур T_1 чи T_2 . Для зручності їх можна позначати різними кольорами. Далі проводимо процес відновлення вихідного зображення за сегментованою матрицею співпадінь. Якщо $P(i, j) \in T_k$, $k = 1, 2$, то у вихідному зображенні всі пікселі, які відповідають умовам $I(x, y) = i$ та $I(x + \Delta x, y + \Delta y) = j$, відносять до відповідної текстури T_k та позначають відповідним кольором. Позначеними білим кольором залишаються необроблені відкинуті 5%.

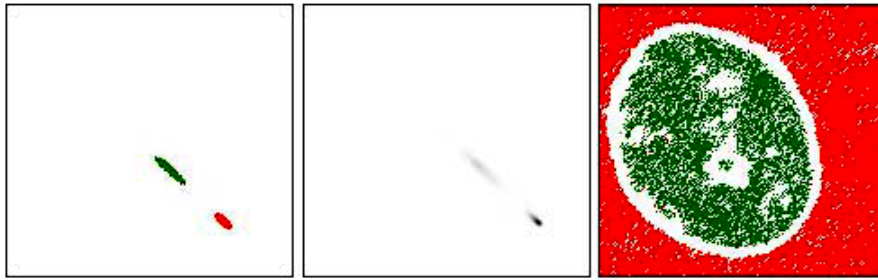


Рис. 7. Модифікований метод. Частина матриці співпадінь, сегментована матриця співпадінь, відновлене вихідне зображення

4. Висновки

При сегментації зображень ядер букального епітелію метод на основі матриці співпадінь, інваріантної відносно кутів, повороту зображення кратних 45° , найкраще працював при використанні текстурної характеристики автокореляції. Але при цьому вагомим недоліком є його повільна робота: для зображення 11×11 (розмір вікна, яким проводилось сканування) матрицю співпадінь будували $(150 \times 150) \times 8$ разів. Крім того, для кожної з (150×150) матриць обчислювали текстурні характеристики.

Натомість модифікований текстурний метод працює набагато швидше. При сегментації зображень ядер букального епітелію виявилось, що звичайна матриця співпадінь така ж інформативна, як і її інваріантний аналог. Крім того, модифікований метод не потребує обчислення текстурних характеристик. Отже, для реалізації цього методу необхідно побудувати єдину матрицю співпадінь для зображення (160×160) . На практиці це виявилось приблизно в 850 разів швидше, ніж застосування алгоритму Патани.

Необхідно зауважити, що перевага у швидкості роботи алгоритму залежить від розміру вікна для сканування вихідного зображення в алгоритмі Патани. Так, якщо покласти його рівним вихідному зображенню, то швидкість обох алгоритмів буде приблизно однаковою.

ЛІТЕРАТУРА

1. Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. Москва. Санкт-Петербург. Киев: Вильямс, 2004. 465 с.
2. Ключин Д. А., Голубева К. М. Методи розпізнавання контурів зображень ядер клітин. *Вісник КНУ імені Тараса Шевченка. Серія: фіз.-мат. науки.* 2014. № 3. С. 135–141.
3. Панченко Д. С., Путятин Е. П. Сравнительный анализ методов сегментации изображений. *Радиоэлектроника и информатика.* 1999. № 4. С. 109–114.
4. Gonzalez R. C., Woods R. E. *Digital Image Processing.* New Jersey: Prentice Hall, 2008. 954 p.
5. Vincent L., Soille P. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.* 1991. Vol. 13. No. 6. P. 583–598.

6. Dougherty G. Digital image processing for medical applications. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2009. 447 p.
7. Ji L., Yan H. Attractable snakes based on the greedy algorithm for contour extraction. *Pattern Recognition*. 2002. № 35. P. 791–806.
8. Hong D. Medical Image Segmentation Based on Accelerated Dijkstra Algorithm. *2012 International Conference on Control Systems (ICCS 2012)*: Lee G. (eds) Advances in Intelligent Systems (Hong Kong, March 1–2, 2012). Berlin: Springer, 2012. P. 341–348.
9. Jianbo S., Malik J. Normalized Cuts and Image Segmentation. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. 2000. Vol. 22. P. 888–905.
10. Veksler O. Image segmentation by nested cuts. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2000)*: Proceedings IEEE Conf. on Comp. Vision and Pattern Recogn. (Hilton Head Island, USA, 15–15 June, 2000). IEEE, 2000. doi: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2000.855838>
11. Neilson R., Naidoo B., McDonald S. Image Segmentation by Weighted Aggregation with Gradient Orientation Histograms. *Southern African Telecommunication Networks and Applications Conference (SATNAC)*. 2007.
12. Malmberg F. Graph-based Methods for Interactive Image Segmentation. Digital comprehensive summaries of Uppsala dissertations from the Faculty of Science and Technology 813. Sweden, 2011. 62 p.
13. Hast A. Simple filter design for first and second order derivatives by a double filtering approach. *Pattern Recognition Letters*. 2014. Vol. 42. P. 65–71. doi: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2014.01.014>
14. Hardie R. C., Boncelet C. G. Gradient-based edge detection using nonlinear edge-enhancing filters. *IEEE Trans. on Image Processing*. 1995. No. 4. P. 1572–1577.
15. Stan Z. Li. Markov Random Field Modeling in Image Analysis. Japan: Springer, 2001. 323 p.
16. Тропченко А. А., Тропченко А. Ю. Методы вторичной обработки и распознавания изображений. СПб.: Университет ИТМО, 2015. 215 с.
17. Klein R. Abstract Voronoi diagrams and their applications. *International Workshop on Computational Geometry Wurzburg*: Lecture Notes in Computer Science (FRG, March 24–25, 1988). Berlin: Springer, 1989. P. 148–157. doi: https://doi.org/10.1007/3-540-50335-8_31
18. Albreghsen F. Statistical texture measures computed from gray level co-occurrence matrices. Image Processing Laboratory, Department of Informatics, University of Oslo. 2008.
19. Патана Е. И. Статистический анализ и кластеризация основных текстурных функционалов. *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2008. № 4. С. 192–198.
20. Haralick R. M., Shanmugam K., Dinstein I. Textural Features for Image Classification. *IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*. 1973. No. 3. P. 610–621.

Надійшла: 2.05.2018 / Прийнята: 15.05.2018