

**СЕГМЕНТУВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ  
ЗА КУМУЛЯТИВНОЮ ГІСТОГРАМОЮ**

The new algorithm for image threshold segmentation by cumulative histograms of real and hypothetical images is considered. The algorithm operates with a difference from cumulative histogram of real and hypothetical images. To find threshold the optimization problems are formulated and solved. Testing and experimental results are presented.

**Keywords:** *visual pattern, cumulative histogram, threshold, hypothetical image, optimization.*

Запропоновано алгоритм знаходження порогу сегментації зображень за різницею кумулятивних гістограм реального та гіпотетичного зображень. Для знаходження порогів формулюються одновимірні оптимізаційні задачі. Проведено тестування алгоритму та порівняння результатів.

**Ключові слова:** *зображення, кумулятивна гістограма, гіпотетичне зображення, поріг, оптимізація.*

Індексування є важливим інструментом у системах знаходження зображень за їх вмістом. Швидкість формування та адекватність є головними критеріями якості ознак зображень, що використовуються у цих системах.

Визначення ознак образів для індексування потребує швидких алгоритмів їх сегментування. На сьогодні в літературі представлено велику кількість публікацій щодо методів сегментації зображень. Їх умовно розділяємо на два класи: ті, що базуються на знаходженні порогу інтенсивності, а також ті, в яких поділ здійснюється виділенням регіонів зображення з певними властивостями. У перших визначаються пороги інтенсивності на основі гістограм. Серед них виділяємо алгоритми знаходження мінімальної інтенсивності [1], опуклості [2], моментів [3], ентропії [4], мінімальних похибок [5, 6] тощо. Яскравим представником методів із другого класу є метод поділу графа на частини [7]. Недоліками вказаних та інших алгоритмів є різні пороги для однакових зображень навіть в межах алгоритмів одного класу. Більшість алгоритмів доволі громіздкі, особливо ті, що використовують моделі з графів або базуються на статистичних розрахунках. Автоматичні системи пошуку зображень опрацьовують мільйони і більше зображень у реальному часі, тому потребують надзвичайно швидких і достатньо точних засобів визначення ознак зображень. Алгоритм сегментування є важливим складовим інструментом цих засобів.

У роботі розглянуто алгоритм з першого класу, який задовольняє вимогам систем автоматичного пошуку зображень, а саме: простий в реалізації з лінійною алгоритмічною складністю, із зрозумілим фізичним змістом. У роботі прийнято не гістограму, а кумулятивну гістограму зображення.

Для гістограми маємо

$$V = \sum_{i=1}^n V(i), \quad (1)$$

а для кумулятивної гістограми:

$$V_F(s) = \sum_{i=1}^s V(i), \quad (2)$$

де  $V$  – загальна кількість пікселів зображення;  $V(i)$  – частоти за інтенсивністю;  $V_F(s)$  – накопичувальна частота для цієї інтенсивності;  $n$  – кількість інтервалів кумулятивної гістограми;  $s, i$  – номер інтервалу (значення інтенсивності).

© Р. А. Мельник, Ю. І. Каличак, 2013

**Сегментування інтенсивності зображення.** Задача сегментування зображення має на меті різні цілі: 1) віднімання світло-сірого тла від облич та інших зображень, 2) віднімання чорного тла із зображень, 3) поділ інтенсивності зображення на дві і більше частин для опрацювання образу по частинах, 4) виділення регіонів зображення тощо. Для знаходження порогу сегментування у перших двох задачах застосуємо такий алгоритм.

Використаємо поняття гіпотетичного зображення – це множина пікселів, у якій всі інтенсивності представлені однаковою кількістю. Кількість пікселів інтенсивності кожного значення дорівнює  $N \times M / n$ , де  $N, M$  – розміри зображення, для якого ведеться пошук порогу сегментування,  $n$  – кількість інтервалів кумулятивної гістограми.

Для гіпотетичного зображення побудуємо нормовану кумулятивну гістограму за формулою:

$$V_{FG}(s) = (1/n) \cdot s, \quad s = 1, n, \quad (3)$$

де  $V_{FG}(s)$  – кількість пікселів (накопичена частота) гіпотетичного зображення в інтервалі інтенсивності  $1 \div s$ .

Побудуємо функцію різниці між кумулятивними гістограмами реального та гіпотетичного зображень:

$$D(s) = V_F(s) - V_{FG}(s), \quad s = 1, n. \quad (4)$$

На рис. 1б наведено графік гістограми для зображення “фотографа” (рис. 1а). На рис. 1в наведено графіки кумулятивних гістограм: пряма – залежність для гіпотетичного зображення, крива – для реального. На рис. 1г подано графік залежності функції  $D(s)$  – різниці між кумулятивними гістограмами реального та гіпотетичного зображень.

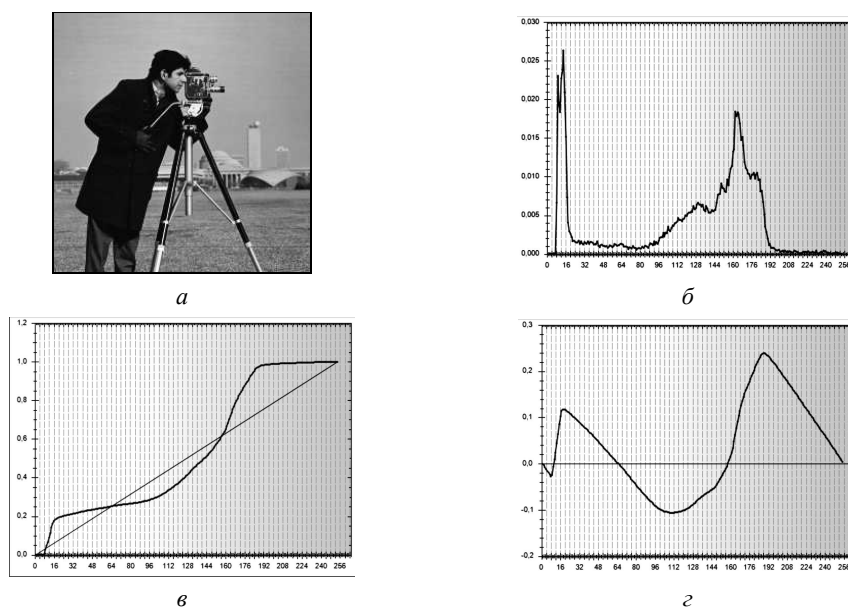


Рис. 1. Тестове зображення (а), гістограма (б), кумулятивні гістограми (в) та різниця між ними (г).

Функція  $D(s)$  вказує на інтервали, в яких частоти пікселів зображення більші чи менші за відповідні значення гіпотетичного зображення, коли вони наростають чи спадають. Функцію характеризують особливі точки: екстремуми, точки перегину чи зламу. Зокрема, на рис. 1г бачимо, що функція  $D(s)$  має чотири ек-

тремуми: два максимуми і два мінімуми. Виходячи із завдань сегментування, дослідника цікавлять координати екстремальних значень функції, від яких починається зменшення чи збільшення функції  $D(s)$  і, відповідно, збільшення чи зменшення швидкості наростання частоти. Вважаємо, що координати екстремумів вказують на можливі пороги сегментації зображення.

На початку інтервалу інтенсивності мінімум вказує на слабе наповнення інформацією лівої частини інтервалу. Тому крайній зліва мінімум алгоритмом ігнорується (правило 1). На правому краю інтервалу частина, що могла б відсікатися, не є інформативною. Крайній справа максимум алгоритмом ігнорується (правило 2).

Для знаходження порогу сегментування сформулюємо одновимірну оптимізаційну задачу: знайти значення  $s_{\text{копт}}$  ( $k = 1, 2, \dots$ ) локальних екстремумів, при яких модуль функції  $D(s)$  в межах інтервалів пошуку набуває максимальних значень і виконуються умови екстремуму функції:

$$D_m(s_{\text{копт}}) = \max |D(s)|, \quad s \in S_k, \quad S_1 \cup S_2 \dots \cup S_k \dots = \overline{1, n};$$

при умові  $\Delta D_m(s_{\text{копт}}) / \Delta s \leq \delta, \quad k = 1, 2, \dots,$  (5)

де  $S_k$  – інтервал пошуку локального екстремуму;  $k$  – номер інтервалу;  $\delta$  – похибка визначення значення похідної, кількість та розмір інтервалів задаються емпірично.

Параметрами керування алгоритму сегментування приймаються значення границь інтенсивності: чорного  $I_b$  та світло-сірого  $I_g$ , що формують інтервали пошуку значень відповідних порогів:

$$C_b = \{0 \div I_b\}, \quad C_g = \{I_g \div 255\}. \quad (6)$$

Складність задачі визначення границь  $I_b$  та  $I_g$  інтервалів пошуку порогів є одного порядку із задачею визначення самих порогів. У нашому випадку приймаємо  $I_b = I_g = I_m$ , де  $I_m$  – середнє значення інтенсивності зображення.

Оскільки функція  $D(s)$  може мати багато екстремумів, знаходження конкретного порогу формулюємо як оптимізаційну задачу:

$$s_{\text{копт}} = s_{\text{копт}}, \quad (L(s_{\text{копт}})) = \min; \quad k = 1, 2, \dots, \quad (7)$$

де  $L(s_{\text{копт}}) = \min$  позначає вибір екстремуму, при якому додатковий критерій набуває мінімальне значення. Приймаємо, що  $L(s_{\text{копт}}) = s_{\text{копт}}$  – для сегментування чорного тла,  $L(s_{\text{копт}}) = s_{\text{копт}} - I_g$  – для сегментування світлого сірого тла.

Для сегментування чорного  $x_{\text{копт}} \in C_b$ , а для світлого сірого –  $x_{\text{копт}} \in C_g$ . Практично в задачі (7) для сірого тла шукається екстремум, найближчий до величини  $I_g$ , а для чорного – максимум, найближчий до чорного, тобто до 0.

Для зображень із точками зламу на графіках кумулятивної гистограми пороги сегментування знаходяться за функцією  $D(s)$  для відсікання інтенсивності з різних сторін осі інтенсивності. На рис. 2а подано синтетичний образ з квадратів чотирьох типів, на рис. 2б, в – кумулятивні гистограми та різниця між ними.

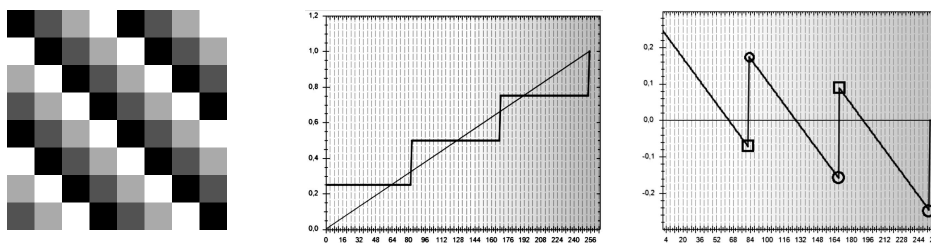


Рис. 2. Синтетичний образ, кумулятивні гистограми та різниця між ними.

Точки екстремумів (у цьому випадку зламу), обведені колами, ігноруються. Для екстремумів в прямокутниках результати сегментування для  $I_g = I_b = 126$  зображені на рис. 3.

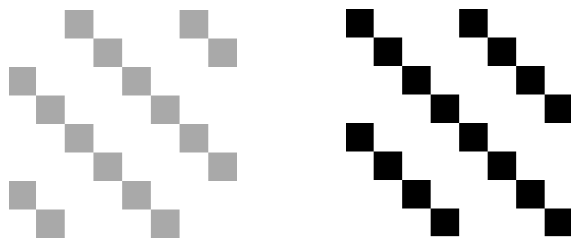


Рис. 3. Сегментування світлого сірого і чорного.

**Експериментальні результати.** Застосуємо розроблений метод до зображень, поданих у роботі [8]. Оригінали зображень надані авторами. Зображення, нормовані кумулятивні гістограми реальних та гіпотетичних зображень, а також функція різниці кумулятивних гістограм реальних та гіпотетичних зображень подані на рис. 4.

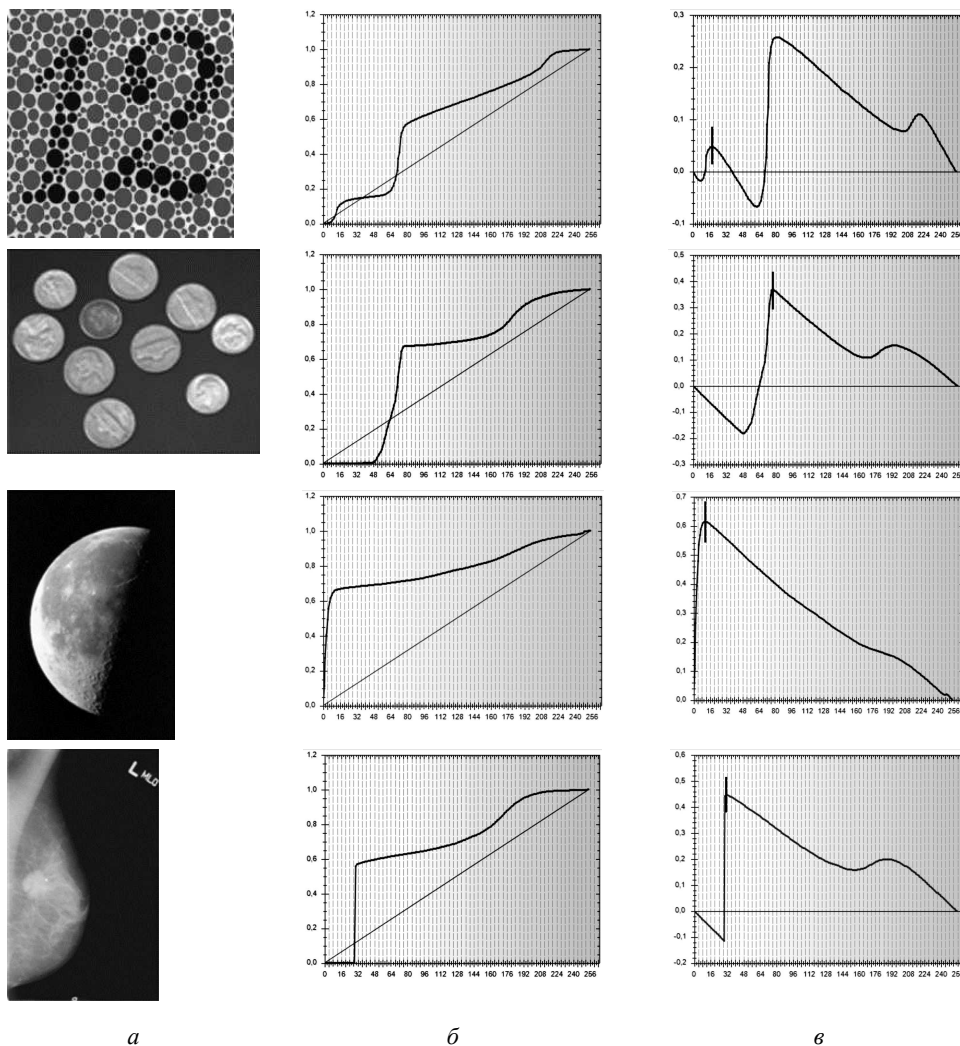


Рис. 4. Тестові зображення (а), кумулятивні гістограми (б) та різниця (в).

Знайдені для зображень з рис. 4 координати максимумів функції  $D(s)$  у задачі (7), найближчих до лівої границі інтервалу інтенсивності, прийняті порогами сегментування цих зображень (див. таблицю). Сегменти – найтемніші частини зображень – зображені на рис. 5.

### Пороги сегментування різними методами

Зображення	Значення порогів різних методів					
	Каpur	Rosin	Medina	Otsu	Xu	Кумулятивні гістограми
“Число”	124	82	85	125	47	19
“Місяць”	125	13	74	89	33	11
“Монети”	78	79	76	126	88	77
“Мамограма”	185	32	112	99	53	31

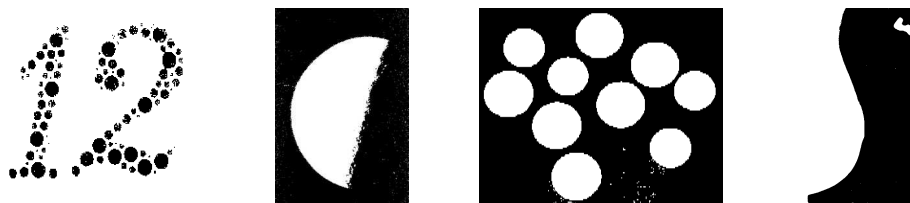


Рис. 5. Сегментовані частини зображень.

Розроблений метод не чутливий до розмірів сегментованих зображень. Зокрема, зображення “монети” (220×216) було зменшене і збільшене в 1,5 рази (відповідно до 66 і 150%). Для трьох різних за розмірами зображень отримані гістограми та функції різниці  $D(s)$  (рис. 6а, б). Різні розміри одного зображення підтверджують графіки залежності дисперсії координат пікселів трьох зображень для кожного значення інтенсивності від 0 до 255 (рис. 6в). У світлих тонах гістограми дещо відрізняються, але в кумулятивних відбувається згладжування коливань. Отже, метод дає однакові пороги різних за розмірами зображень, якщо їх гістограми мають однакову форму.

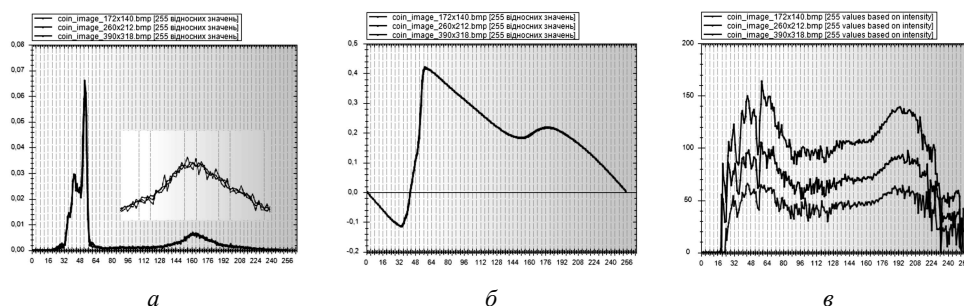


Рис. 6. Гістограми, різниці кумулятивних гістограм та дисперсія координат пікселів зображень “монети” трьох різних розмірів (66; 100; 150%).

Для порівняння результатів сегментування з іншими алгоритмами використано дані з роботи [8]. У таблиці наведені значення порогів сегментування розглянутих зображень, а на рис. 7 наведені сегменти, отримані за допомогою вказаних алгоритмів [9–12].

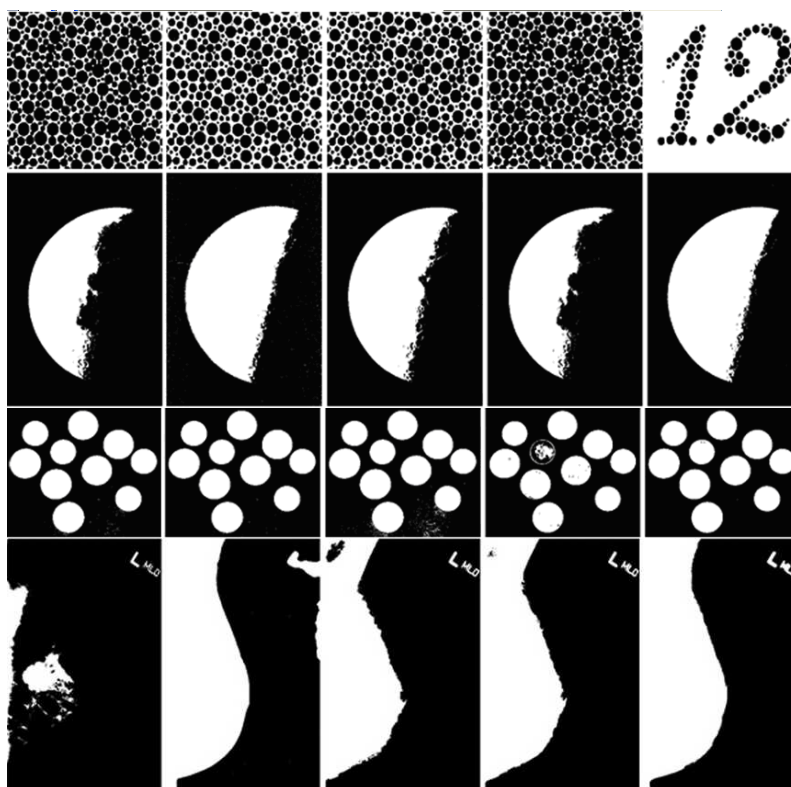


Рис. 7. Сегментовані частини зображень за різними алгоритмами.

Три з чотирьох наших результатів близькі до результатів з другого стовпчика [Rosin], які базуються на аналізі однієї переважаючої групи пікселів. Однак цей алгоритм не зміг виділити групи пікселів, близьких до початку координат, і подати чисте "12". Решта статистичних методів [Karur, Otsu, Xu] майже не зауважують коливань гістограм чи кумулятивної гістограм. Лінійна складність та отримані результати є свідченням переваг описаного алгоритму.

На рис. 8 наведено приклад сегментування зображення "числа" з пакету Matlab (R2012b). Отримано поріг сегментування 180. Алгоритм Отцу дає значення 203 (без виділення числа 12). Вихідне зображення, кумулятивні гістограми, функція різниці з позначеним порогом та сегментовані зображення за методами кумулятивної гістограми та Отцу відповідно подані на рис. 8.

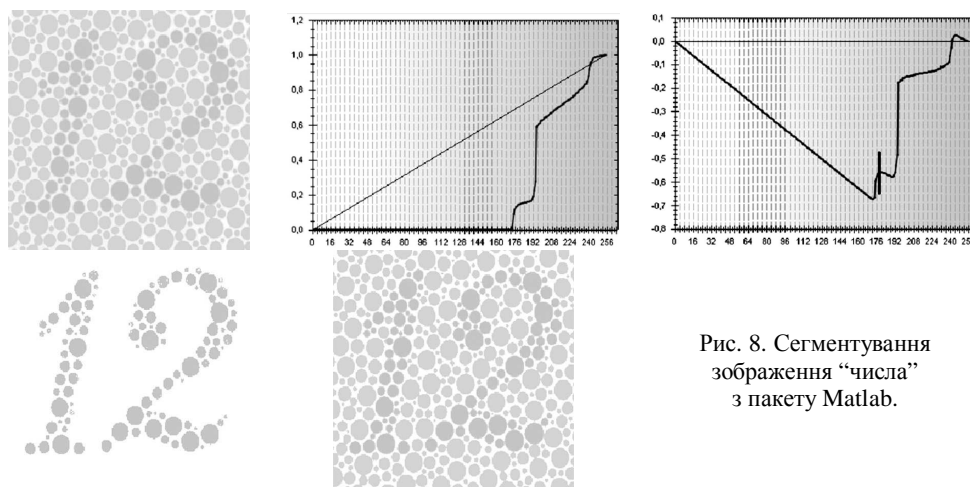


Рис. 8. Сегментування зображення "числа" з пакету Matlab.

Експеримент, поданий на рис. 8, підтверджує незалежність методу від інтервалу інтенсивності, виду гістограми та його перевагу, зокрема, над методом Отцу.

## ВИСНОВКИ

Запропоновано метод знаходження порогів сегментування зображення, що базується на кумулятивних гістограмах заданого та гіпотетичного зображень. Визначення порогів здійснюється алгоритмом пошуку екстремумів одновимірних функцій: різниці кумулятивних гістограм реального та гіпотетичного зображень та міри близькості порогу до границі інтервалу пошуку. Алгоритм вирізняється простотою і відсутністю обчислення будь-яких статистичних характеристик, лінійною алгоритмічною складністю відносно розмірності зображення та інтервалу інтенсивності. Він призначений для багаторазового використання під час визначення ознак образів у системах пошуку зображень за змістом.

1. Doyle W. Operation useful for similarity-invariant pattern recognition // J. Assoc. Comput. Mach. – 1962. – **9**. – P. 259–267.
2. Rosenfeld A. and De La Torre P. Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection // IEEE Trans. Systems Man Cybernet. – 1983. – **13**. – P. 231–235.
3. Tsai W. Moment-preserving thresholding: a new approach // Comput. Vision Graphics Image Process. – 1985. – **29**. – P. 377–393.
4. Kapur J. N., Sahoo P. K., and Wong A. K. C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram // Comput. Vision Graphics Image Process. – 1985. – **29**. – P. 273–285.
5. Sahoo P. K., Soltani S., and Wong A. K. C. A survey of thresholding techniques // Computer Vision, Graphics, and Image Processing. – 1988. – **41**. – P. 233–260.
6. Glasbey C. A. An analysis of histogram-based thresholding algorithms // CVGIP: Graphical Models and Image Proc. – 1993. – **55**. – P. 532–537.
7. Pedro F. Felzenszwalb Daniel P. Huttenlocher. Efficient Graph-Based Image Segmentation // Int. J. of Computer Vision. – 2004. – **59**, № 2. – P. 167–181.
8. Characteristic analysis of Otsu threshold and its applications / Xiangyang Xu, Shengzhou Xu, Lianghai Jin, Enmin Song // Pattern Recognition Letters. – 2011. – **32**, № 7. – P. 956–961.
9. Otsu N. A threshold selection method from gray level histograms // IEEE Trans. Systems Man Cybernet. – 1979. – **9**. – P. 62–66.
10. Kapur J. N., Sahoo P. K., and Wong A. K. C. A new method for gray-level picture thresholding using the entropy of the histogram // Comput. Vision Graphics Image Proc. – 1985. – **29**. – P. 273–285.
11. Rosin P. L., Paul L. Unimodal thresholding // Pattern Recognition. – 2001. – **34**. – P. 2083–2096.
12. Medina-Carnicer R., Madrid-Cuevas F. J. Unimodal thresholding for edge detection // Pattern Recognition. – 2008. – **41**. – P. 2337–2346.