

Р. Мельник, Ю. Каличак
 Національний університет "Львівська політехніка",
 кафедра програмного забезпечення

СЕГМЕНТУВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА КУМУЛЯТИВНИМИ ОЗНАКАМИ ГУСТИНИ ПІКСЕЛІВ СЕГМЕНТІВ

© Мельник Р., Каличак Ю., 2013

Запропоновано алгоритм знаходження порогу сегментації зображень за різницею кумулятивних гістограм реального та гіпотетичного зображень. Для знаходження порогів сформульовано одновимірні оптимізаційні задачі. Протестовано алгоритм та порівняно результати.

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

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

Key words: visual pattern, cumulative histogram, threshold, hypothetical image, optimization.

Вступ

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

Визначення ознак образів для індексування потребує швидких алгоритмів їх сегментування. Сьогодні в літературі є велика кількість публікацій щодо методів сегментації зображень. Їх умовно поділяємо на два класи: ті, що ґрунтуються на знаходженні порогу інтенсивності і ті, в яких поділ здійснюється виділенням регіонів зображення з певними властивостями. В 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 з другого класу є метод поділу графу на частини [7]. Недоліками вказаних та інших алгоритмів є різні пороги для однакових зображень навіть у межах алгоритмів одного класу. Більшість алгоритмів доволі громіздкі, особливо ті, що використовують моделі з графів або основані на статистичних розрахунках. Автоматичні системи пошуку зображень опрацьовують мільйони і більше зображень в реальному часі, тому потребують надзвичайно швидких і достатньо точних засобів визначення ознак зображень. Алгоритм сегментування є важливою складовою цих засобів.

У роботі розглянуто алгоритм з першого класу, який задовольняє вимоги 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).

1. Сегментування за кумулятивною гістограмою

Задача сегментування зображення має різні цілі: 1) віднімання світло-сірого фону від облич та інших зображень, 2) віднімання чорного фону із зображень; 3) поділ інтенсивності зображення на дві і більше частин для опрацювання образу частинами; 4) виділення регіонів зображення тощо. Для знаходження порогу сегментування застосуємо такий алгоритм.

Використаємо поняття гіпотетичного зображення – це множина пікселів, у якій всі інтенсивності подано однаковою кількістю. Число пікселів інтенсивності кожного значення дорівнює $N * M / n$, де N, M – розміри зображення, для якого шукають поріг сегментування, n – кількість інтервалів кумулятивної гістограми.

Для гіпотетичного зображення побудуємо нормовану кумулятивну гістограму за формулою:

$$V_{FH}(s) = (1/n) * s, \quad s = 1, n, \quad (3)$$

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

Побудуємо функцію різниці між кумулятивними гістограмами реального та гіпотетичного зображень

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

На рис. 1 наведено дві фотографії облич, для яких на рис. 2 наведено графіки гістограм, кумулятивних гістограм (пряма – гіпотетичного зображення, криві – зображень облич) та графіки функції $D(s)$ – різниці між кумулятивними гістограмами реального та гіпотетичного зображень.

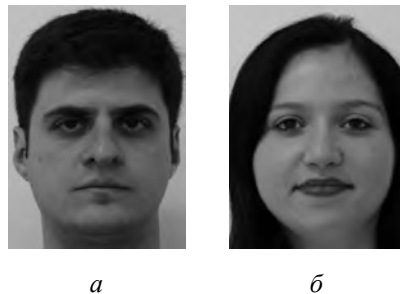


Рис. 1. Тестові зображення облич

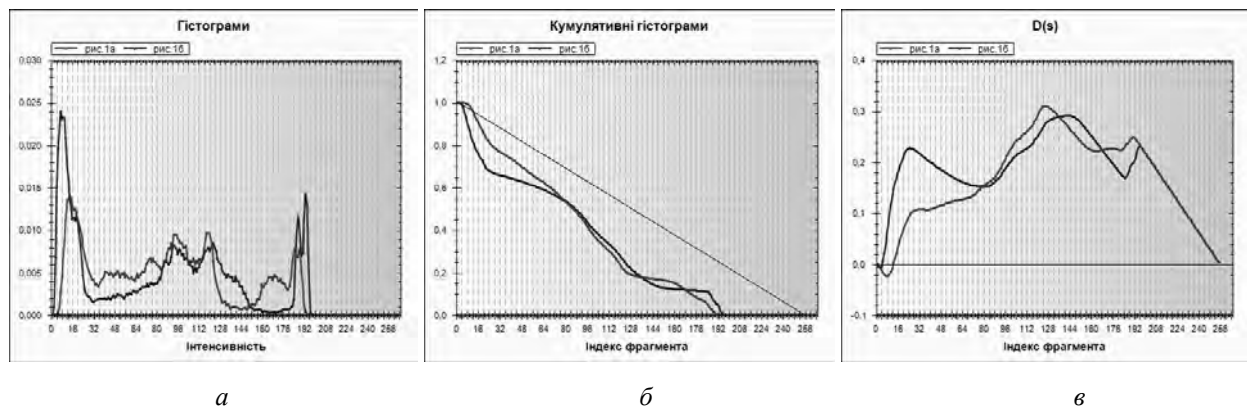


Рис. 2. Гістограми (а), кумулятивні гістограми зображень (б) та різниці між кумулятивними гістограмами реальних і гіпотетичного зображень (в)

Функцію $D(s)$ характеризують особливі точки: екстремуми, точки перегину чи зламу. Враховуючи завдання сегментування, для дослідника цікаві 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. Метод визначення екстремумів подано в роботі [13].

За функцією $D(s)$ для першої фотографії знайдено пороги сегментування: 125 – сірого, 33 – чорного. Для другої фотографії, відповідно, 143 та 25. Сегменти зображень подані на рис. 3.



Рис. 3. Сегментування сірого і чорного на фотографіях обличчя

2. Сегментування за густиною пікселів у сегментах

До інтенсивності застосуємо такі поняття, як фрагмент інтенсивності та сегмент інтенсивності. Фрагментів є 256. Кожен містить пікселі, інтенсивність яких дорівнює номеру фрагмента. Кількість фрагментів можна зменшити, якщо крок фрагментації вибрати більшим за одиницю, тобто 2, 3, 4 тощо. Тоді у фрагменті знаходяться пікселі, інтенсивність яких задовольняє умову

$$s \times (k - 1) + 1 \leq I_{xy}(s) \leq s \times (k - 1) + k, \quad s = 1, n, \quad (5)$$

де k – крок фрагмента, s – номер фрагмента, $I_{xy}(s)$ – інтенсивність пікселя фрагмента.

Сегмент – це послідовність фрагментів, починаючи від першого до заданого. Для кроку $k = 1$ сегментів є також 256: перший містить один перший фрагмент, другий – перший і другий фрагменти, третій – перший, другий і третій фрагменти і т.д.

Введемо таку ознаку сегмента, як густина пікселів. Вона враховує кількість пікселів у сегменті та значення площі фігури, у якій вони розташовані. Фігурою, яка охоплює пікселі, приймаємо, наприклад, коло, квадрат, прямокутник тощо.

Для обчислень приймаємо універсальну фігуру – коло. Для визначення площі обчислюємо математичне сподівання координат пікселів сегмента та їх дисперсію:

$$\bar{x}(1 \div s) = 1/k_{1 \div s} \sum x_i, \quad \bar{y}(1 \div s) = 1/k_{1 \div s} \sum y_i, \quad x_i \in X(1 \div s), \quad y_i \in Y(1 \div s) \quad (6)$$

$$E^2(1 \div s) = (1/k_{1 \div s}) \cdot \sum_{x_i \in X(1 \div s), y_i \in Y(1 \div s)} (x_i - \bar{x}(1 \div s))^2 + (y_i - \bar{y}(1 \div s))^2, \quad (7)$$

де $1 \div s$ – інтервал фрагментів, що утворюють сегмент, $k_{1 \div s}$ – кількість пікселів сегмента, $\bar{x}(1 \div s)$, $\bar{y}(1 \div s)$ – математичне сподівання координат пікселів, $X(1 \div s)$, $Y(1 \div s)$ – множини координат пікселів сегмента, $E^2(1 \div s)$ – дисперсія координат пікселів.

Після обчислення площі за формулою:

$$S_s(1 \div s) = 9 \cdot \pi \cdot E^2(1 \div s) \quad (8)$$

маємо ознаку густини пікселів у сегменті:

$$G_s(1 \div s) = k_{1 \div s} / S_s(1 \div s). \quad (9)$$

Знову використаємо поняття гіпотетичного зображення. У цьому випадку це множина пікселів, яка розподілена між сегментами так, що збільшення кожного сегмента на один фрагмент приводить до збільшення густини пікселів на однакову величину. Тобто залежність зміни густини пікселів сегментів від кількості фрагментів є лінійною з певним коефіцієнтом наростання. Теоретично таке зображення можливе, однак на практиці його побудова можлива лише за

допомогою спеціального алгоритму. Зауважимо, що для розгляду методу сегментування гіпотетичне зображення не є потрібним.

Для гіпотетичного зображення побудуємо густину пікселів у сегментах за формулою:

$$G_{CSH}(1 \div s) = (G_{CS}(1 \div 256) / n) \times s, \quad s = 1, n, \quad (10)$$

де $G_{CSH}(1 \div s)$ – густина пікселів сегмента гіпотетичного зображення в інтервалі інтенсивності $1 \div s$, $G_{CS}(1 \div 256)$ – значення густини пікселів останнього сегмента (повного зображення), $G_{CS}(1 \div 256)/n$ – густина пікселів кожного фрагмента гіпотетичного зображення.

Побудуємо функцію різниці між густинами реального та гіпотетичного зображень:

$$D_s(1 \div s) = G_{CS}(1 \div s) - G_{CSH}(1 \div s), \quad s = 1, n. \quad (11)$$

На рис. 4 для фотографій пари облич з рис.1 подано графіки густин пікселів сегментів реальних та гіпотетичного зображень, а також залежності функції $D_s(1 \div s)$.

Порогами сегментування на залежностях $D_s(1 \div s)$ приймаються координати екстремумів. Мінімум вказує, що до нього відбувалось швидке збільшення густини пікселів сегментів, а після нього швидкість наростання зменшується. Максимум, навпаки, вказує на попереднє повільне наростання і подальше швидше наростання. Координати екстремумів шукають у двох інтервалах: від чорного до медіани для сегментування чорного, від медіани до білого для сегментування сірого фону. Отже, координата екстремуму вказує на інформативну частину зображення, яку можна сегментувати.

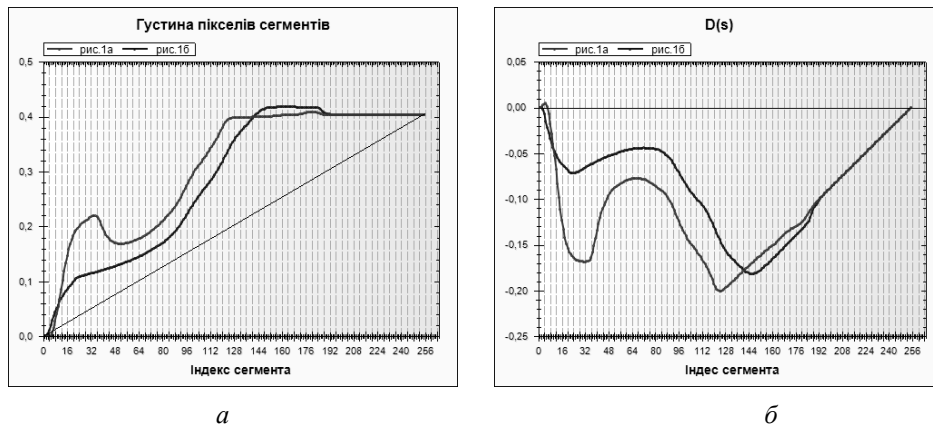


Рис. 4. Густина пікселів сегментів (а)
та різниці між густинами реальних і гіпотетичного зображень пари облич (б)

Для двох фотографій обличчя за функцією $D_s(1 \div s)$ знайдено два пороги сегментування: перше зображення – 124 (сірого) та 32 (чорного); друге зображення – 147 (сірого), 24 (чорного). Значення порогів близькі до знайдених попереднім методом, сегменти мало відрізняються від наведених на рис. 3.

3. Сегментування за густиною пікселів у сегментах

Застосуємо розроблений метод до зображень, взятих з роботи [8]. Зображення, кумулятивні гістограми реальних та гіпотетичних зображень, а також функція різниці кумулятивних гістограм реальних та гіпотетичних зображень наведено на рис. 5.

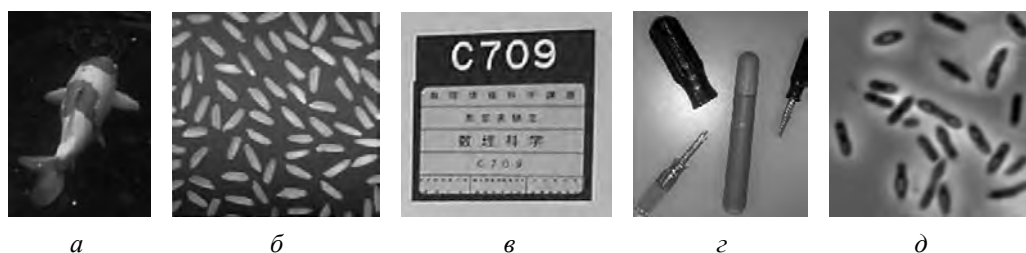


Рис. 5. Тестові зображення

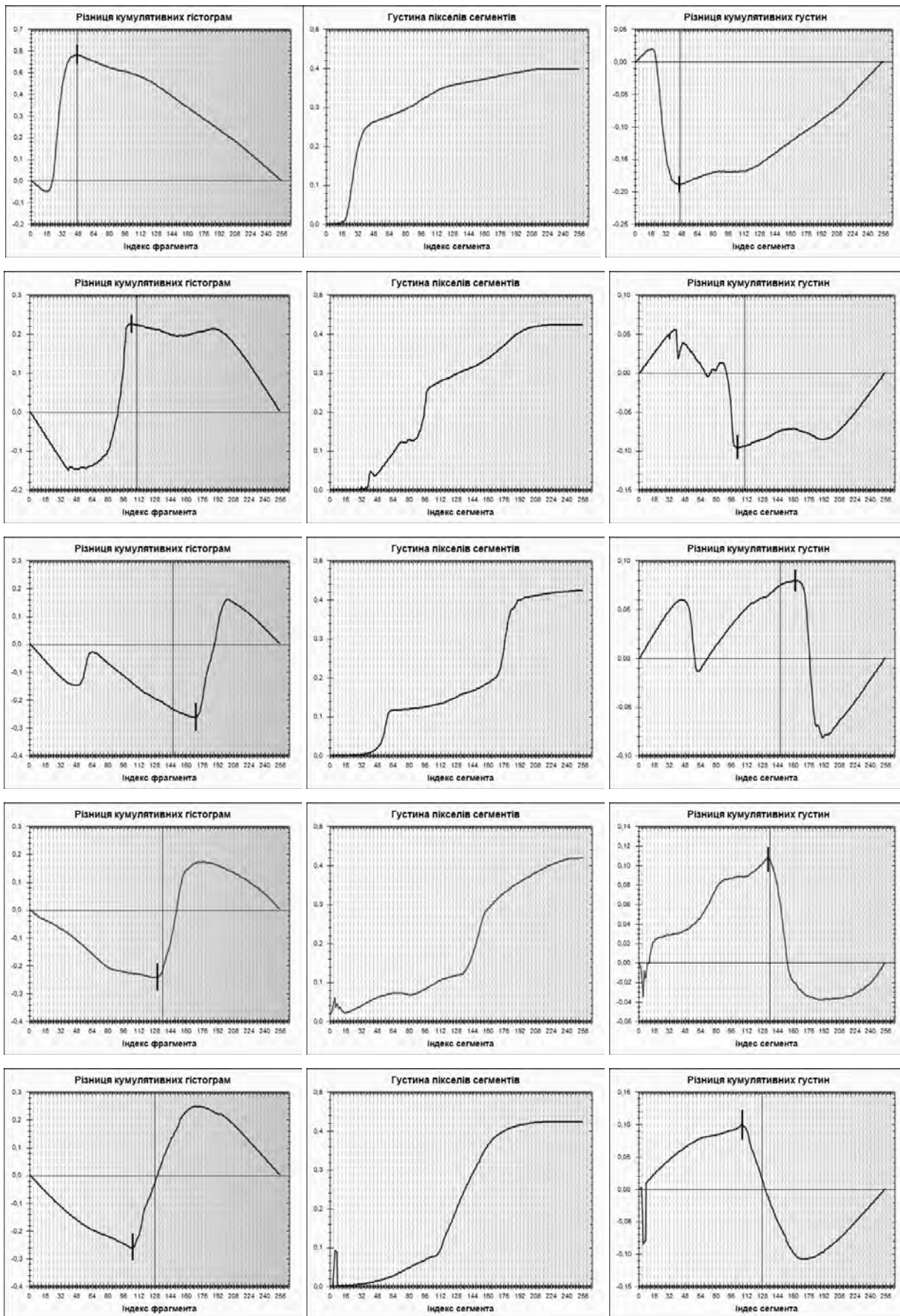


Рис. 6. Різниці кумулятивних гістограм, кумулятивні густини пікселів сегментів та різниці кумулятивних густин пікселів сегментів

Знайдені для зображень з рис.4 координати екстремумів функції $D(s)$ в задачі (11), найближчі до правої границі інтервалу інтенсивності, прийнято порогами сегментування цих зображень (таблиця 1). Сегментовані зображення показано на рис. 7.



Рис. 7. Сегментовані зображення з рис.4

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

Пороги сегментування різними методами

Зображення	Значення порогів різних методів					
	Otsu	Kwon	KI	Agus-Akira	Кумулятивні гистограми	Кумулятивна густина
“Дельфін”	77	30	44	59	46	45
“Бактерії1”	125	96	132	105	104	103
“Таблиця”	122	174	92	161	168	162
“Предмети”	110	146	56	121	130	134
“Бактерії2”	96	127	0	102	105	107



Рис. 8. Сегментовані зображення за методами із таблиці

Висновки

Запропоновано метод знаходження порогів сегментування зображення, що ґрунтується на кумулятивних гістограмах заданого та гіпотетичного зображень. Визначають пороги алгоритмом пошуку екстремумів одновимірних функцій: різниці кумулятивних гістограм реального та гіпотетичного зображень та міри близькості порогу до границі інтервалу пошуку. Алгоритм відзначається простотою і відсутністю обчислення будь-яких статистичних характеристик, лінійною алгоритмічною складністю відносно розмірності зображення та інтервалу інтенсивності. Він призначений для багатократного використання при визначенні ознак образів в системах пошуку зображень за змістом.

1. Doyle W. Operation useful for similarity-invariant pattern recognition // *J. Assoc. Comput. Mach.*, vol. 9, pp. 259–267, 1962. 2. Rosenfeld A. and De La Torre P. Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection // *IEEE Trans. Systems Man Cybernet.*, vol. 13, p. 231–235, 1983. 3. Tsai W. Moment-preserving thresholding: a new approach // *Comput. Vision Graphics Image Process.*, vol. 29, pp. 377–393, 1985. 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.*, vol. 29, pp. 273–285, 1985. 5. Sahoo P.K., Soltani S. and Wong A.K.C. A survey of thresholding techniques // *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 41, pp. 233–260, 1988. 6. Glasbey C.A. An analysis of histogram-based thresholding algorithms // *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, vol. 55, pp. 532–537, 1993. 7. Pedro F. Felzenszwalb Daniel P. Huttenlocher. Efficient Graph-Based Image Segmentation // *International Journal of Computer Vision*, vol. 59, Number 2, pp.167–181, 2004. 8. Agus Zainal Arifin, Akira Asano. Image segmentation by histogram thresholding using hierarchical cluster analysis // *Pattern Recognition Letters Volume 27*, pp. 1515–1521, 2006 9. Otsu N. A threshold selection method from gray level histograms *IEEE Trans. Systems Man Cybernet.* 9, 62–66. 1979. 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 Process.*, vol. 29, pp. 273–285, 1985. 11. Rosin P.L. Paul L. Unimodal thresholding. *Pattern Recognition* 34, 2083–2096, 2001. 12. Medina-Carnicer R., Madrid-Cuevas F.J. Unimodal thresholding for edge detection. *Pattern Recognition* 41, 2337–2346. 2008. 13. Melnyk R., Kalychak Yu. Image thresholding by cumulative histograms of real and hypothetical images, *Proceedings of Eleventh All-Ukrainian International Conference on Signal/Image Processing and Pattern Recognition. – UkrObraz'2012*, 2012.