

## МОДЕЛІ ГІПОТЕТИЧНОГО ОБРАЗУ ДЛЯ СЕГМЕНТУВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ЗА КУМУЛЯТИВНИМИ ГІСТОГРАМОЮ ТА ГУСТИНОЮ ПІКСЕЛІВ

© Мельник Р., Каличак Ю., 2013

Розглянуто алгоритми знаходження порога сегментації зображень за різницею кумулятивних гістограм та густини пікселів реального та гіпотетичного зображень. Досліджено дві моделі гіпотетичних зображень: одно- і багатофрагментну. Виконано тестування алгоритму та порівняння результатів.

**Ключові слова:** зображення, кумулятивна гістограма, густина пікселів сегмента, моделі гіпотетичного зображення, поріг сегментування.

The algorithmis for image threshold segmentation by cumulative histograms and pixel density of real and hypothetical images is considered. The one and multifragment models of hypothetical image are considered. Testing and experimental results are presented

**Key words:** visual pattern, cumulative histogram, segment pixel density, threshold, models of hypothetical image.

### Вступ

Індексування є важливим інструментом у 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 розділяємо на два класи: ті, що ґрунтуються на знаходженні порога інтенсивності й 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 графа 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 важливим складовим інструментом цих засобів.

У роботі розглянуто алгоритми, які задовольняють вимоги систем автоматичного пошуку зображень, а саме: прості в реалізації, зі зрозумілим фізичним змістом.

Для кумулятивної гістограми маємо:

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

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

### 1. Сегментування за кумулятивною гістограмою та густиною пікселів у сегментах

Для гіпотетичного зображення побудуємо нормовану кумулятивну гістограму за формулою:

$$V_{FH}(s) = (1/n) * s, \quad s = 1, \dots, n, \quad (2)$$

де  $V_{FH}(s)$  – кількість пікселів (накопичена частота) гіпотетичного зображення в інтервалі інтенсивності  $1 \div s$  – це множина пікселів, у якій всі інтенсивності представлені однаковою кількістю. Кількість пікселів інтенсивності кожного значення дорівнює  $N * M / n$ , де  $N, M$  – розміри зображення, для якого ведеться пошук порога сегментування;  $n$  – кількість інтервалів кумулятивної гістограми.

Цю модель назвемо однофрагментною, оскільки така гістограма зображається одним відрізком на весь інтервал інтенсивності  $0 \div 255$ .

Побудуємо функцію різниці між кумулятивними гістограмами реального та гіпотетичного зображень

$$D(s) = V_F(s) - V_{FH}(s), \quad s = 1, n. \quad (3)$$

Вважаємо, що координати екстремумів вказують на можливі пороги сегментації зображення. Метод визначення екстремумів подано в роботах [8, 9].

Для гіпотетичного зображення побудуємо густину пікселів у сегментах за формулою:

$$G_{CSH}(1 \div s) = (G_{CS}(1 \div 256) / n) \times s, \quad s = 1, n, \quad (4)$$

Побудуємо функцію різниці між густинами реального та гіпотетичного зображень:

$$D_S(1 \div s) = G_{CS}(1 \div s) - G_{CSH}(1 \div s), \quad s = 1, n. \quad (5)$$

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.

Порогами сегментування приймаються координати екстремумів функції  $D_S(1 \div s)$ . Мінімум вказує, що до нього відбувалось швидке збільшення густини пікселів сегментів, а після нього швидкість наростання зменшується. Максимум, навпаки, свідчить про попереднє повільне наростання і подальше швидше наростання. Пошук координат екстремумів здійснюється в 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. На рис. 1, в за функцією  $D_S(1 \div s)$  знайдено поріг сегментування  $I=14$  і сегмент.

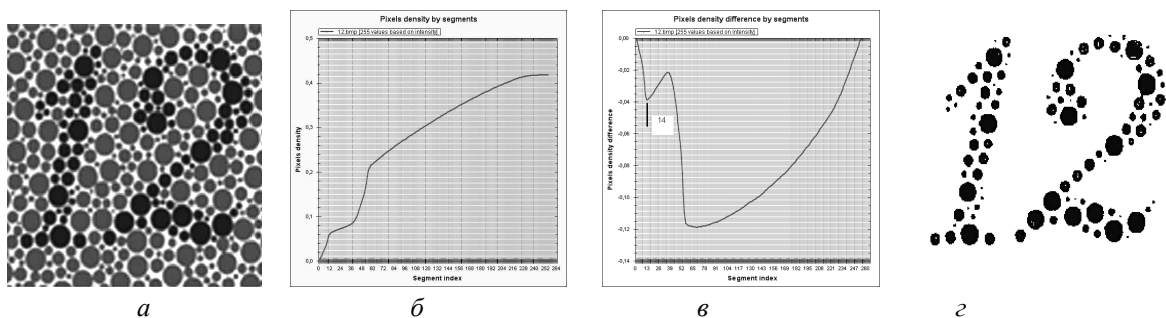


Рис. 1. Зображення (а), густина пікселів сегментів (б), різниця між густинами реального і гіпотетичного зображень (в), сегментоване зображення (г)

Зазначимо, що в першому і другому методах, крім  $I=14$ , є ще два екстремуми:  $I=37$ ,  $I=59$ . Однак число 12 у цих сегментах зашумлене елементами текстури (рис. 2). Пороги  $I=14$  та  $I=59$  можна побачити на рис. 4, а, на якому зображено проекцію інтенсивності зображення “12” зі

сторони площини XOZ [10]. За результатами порівняння методів сегментування з роботи [11] найменший поріг становить  $I=47$ , а за алгоритмом Отцу  $I=116$  [12]. Відповідні сегменти наведено на рис. 2. Тобто статистичними методами неможливо знайти поріг  $I = 14-16$ .

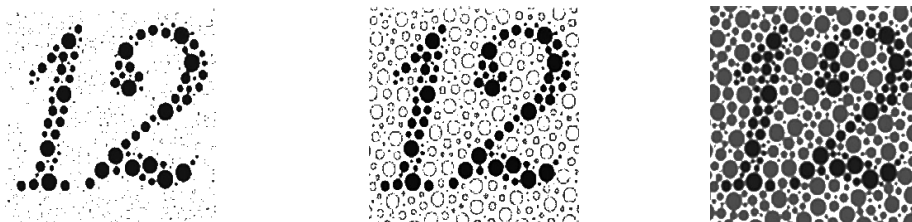


Рис. 2. Сегменти зображення “12” :  $I=37$ ,  $I=47$ ,  $I=106$

### 3. Дослідження методу сегментування

Застосуємо перший метод до фрагмента зображення “12”, що містить невеличку складову частину найчорнішого числа 12 (назвемо її “еліпс”), а решта – сіра текстура (рис. 3, а). Один з графіків функції  $D(s)$ , отриманий методом кумулятивної гістограми, має мінімум, що вказує на поріг сегментування  $I=37$ . Сегмент наповнений додатковими пікселями (рис. 3, б). Графік густини пікселів сегментів (один з двох на рис. 3, ж) для зображення на рис. 3, а має мінімум  $I=15$ , який прийнято порогом і отримано сегмент на рис. 3, в. Віднімаємо від початкового одержаний чистий сегмент і отримуємо зображення без еліпса на рис. 3, г. До нього застосуємо два розроблені методи сегментування. Функція  $D(s)$  подібна до функції початкового зображення (рис. 3, д), а густина пікселів не має мінімуму в позиції  $I=15$  (рис. 3, ж).

З експерименту робимо висновок, що метод кумулятивної гістограми чутливий до процентного співвідношення сегментованої частини та фону. Є критичне значення, нижче від якого пороги можуть бути пропущені через порівняно малі значення частот пікселів. Метод густини пікселів оперує з іншими характеристиками, а його екстремуми вказують, що напрямок зміни густини пікселів у сегменті стає протилежним.

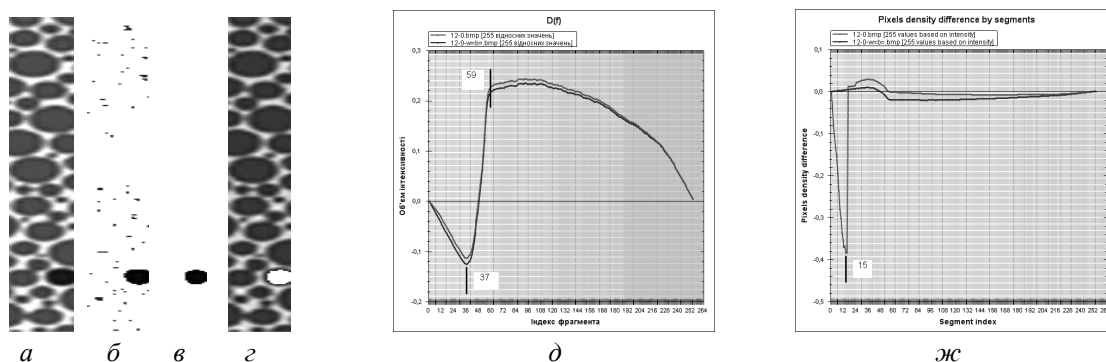


Рис. 3. Зображення, його сегменти, різниці кумулятивних гістограм та густин пікселів сегментів

Кількісний та якісний склад фрагмента зображення з рис. 3, а можна оцінити з гістограми, що на рис. 4, а. Внесок чорного еліпса, що має бути сегментований, малий порівняно з повним фрагментом і він спадає (на рис. 4, а обведено). Внесок пікселів цього чорного еліпса у зображення числа 12 ще менший, що видно з гістограми на рис. 4, б (стовпці дуже малі). Чорний колір не є однорідним: він спадає рівномірно. Тому на рис. 4, д відсутній екстремум, відповідальний за зменшення кількості пікселів чорного кольору еліпса.

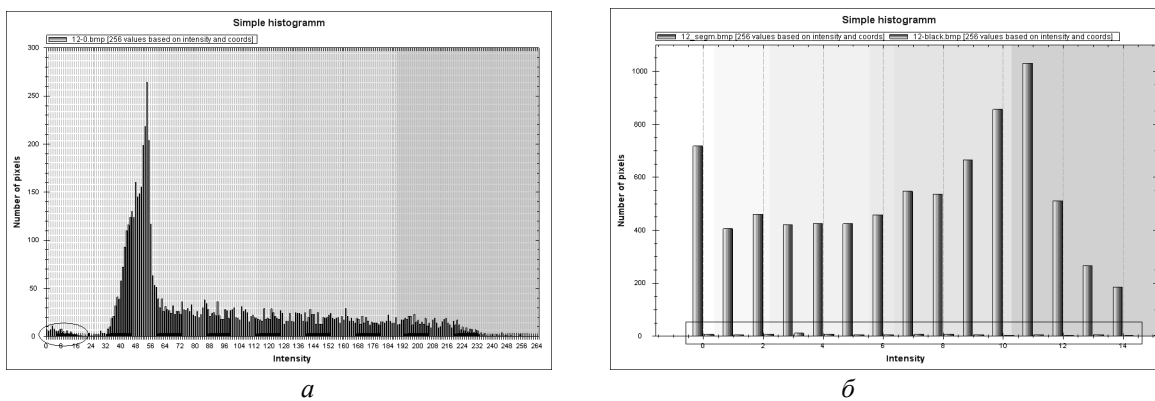


Рис. 4. Гістограми: фрагмента зображення “12” (а), числа 12 та еліпса (б)

Проведені експерименти показали, що модель кумулятивної гістограми дає добрі результати, якщо кумулятивна гістограма оригінального зображення має чітко виражені місця зміни швидкості наростання або зменшення частоти пікселів. З отриманих залежностей для зображення з маленьким чорним еліпсом робимо висновок, що на фоні великих значень екстремумів губляться екстремуми, значення яких на порядки менші. Зі збільшенням значення координати  $s$  точність знаходження екстремуму зменшується. Тому далі розглянемо багатофрагментну модель пошуку порогів.

#### 4. Удосконалення методу кумулятивної гістограми

Використаємо гіпотетичну модель не цілого зображення, а його фрагментів (за інтенсивністю). Кумулятивна гістограма матиме вигляд кусково-лінійної функції. Відрізок характеризується кутом лінійного наростання (спадання), початковою та кінцевою координатами. На рис. 5, а, б наведено кумулятивні гістограми та гістограми вхідного та гіпотетичного зображення на весь інтервал інтенсивності. На рис. 5, в, г продемонстровано ці ж функції для окремих інтервалів фрагментів зображень (величини умовні).

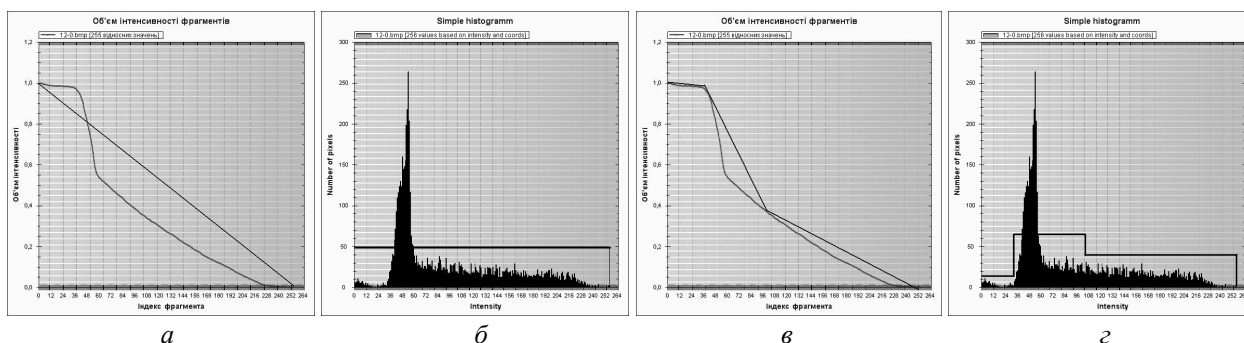


Рис. 5. Кумулятивні гістограми та гістограми : зображення “12” і однофрагментної (а, б) та багатофрагментної моделі (в, г) гіпотетичного зображення

Початки і кінці інтервалів вибираються на основі координат глобальних екстремумів функції  $D(s)$ , отриманої для суцільного відрізка. Для нівелювання впливу координат екстремуму на нові залежності функції  $D(s)$  їх приймають зміщеними на кілька одиниць ліворуч та праворуч від екстремуму.

З графіка (рис. 3, д) маємо такі інтервали : 0 – 37, 37 - 101, Інтервал 102 - 255 не розглядаємо через відсутність екстремумів та необхідності сегментувати сірий колір. Визначимо функцію  $D(s)$  у зменшених інтервалах: 0-32, 42-97 (кумулятивна гістограма гіпотетичного зображення будується автоматично на основі кумулятивної гістограми зображення в конкретному інтервалі). Для фрагментів зображення з чорним еліпсом (рис. 3, а) і без чорного еліпса (рис. 3, г) отримано

відповідні залежності функції  $D(s)$  (рис. 6, а, б). У другому інтервалі функції  $D(s)$  двох зображень збігаються. У першому інтервалі для фрагмента з чорним еліпсом функція  $D(s)$  має чіткий максимум з координатою 14, якому відповідає сегмент з чорним еліпсом, що на рис. 3, в. Значення функції у точці максимуму є 0,005, тоді як глобальний максимум для повного інтервалу становить 0,25, тобто в 50 разів перевищує локальний максимум. Отже, метод дає змогу знайти поріг у фрагменті з дуже малим внеском пікселів шуканого сегмента. Мінімум другої кривої (технологічний) спричинений відсутністю наростання чи спадання кумулятивної гістограми. Координата 59 максимуму  $D_{59}=0,17$  на другому графіку відповідає позначеній точці згину кумулятивної гістограми на рис. 4, д. Тобто уточнена модель гіпотетичного зображення конкретизувала координати екстремуму, в цьому випадку нам не потрібного. Ці ж координати порогів отримано методом густини пікселів (рис. 6, в, г) в уточнених інтервалах.

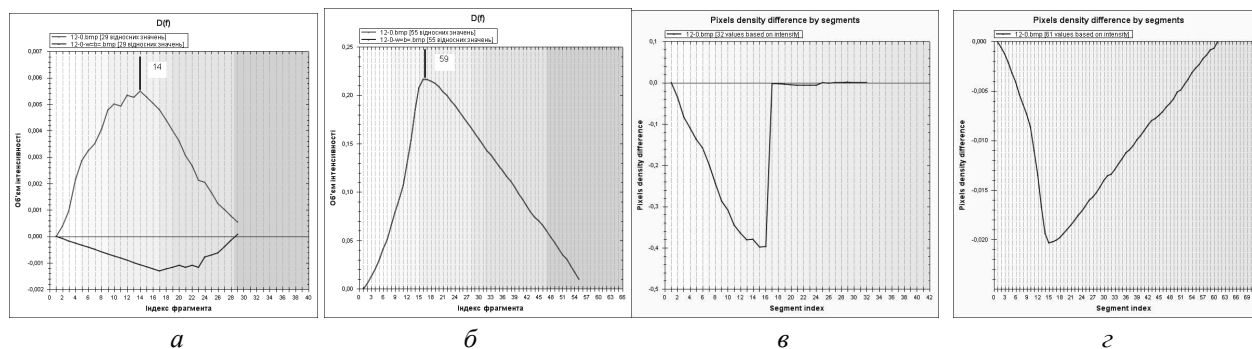


Рис. 6. Функція  $D(s)$  (а, б) та густина пікселів (в, г) для двох інтервалів

Алгоритм сегментування за кумулятивною гістограмою має лінійну складність від кількості пікселів  $N * M$  (побудова гістограми) та рівнів інтенсивності  $n$  (лінійний пошук екстремумів), тобто  $O(N * M) + O(n)$ . Метод сегментування за густиною пікселів має алгоритмічну складність  $O(N * M * n)$  від кількості рівнів та від кількості пікселів, оскільки для кожного сегмента знаходять дисперсії значень інтенсивності пікселів з рівнів, що формують сегмент.

## 5. Експерименти

Для тестування розроблених алгоритмів використано зображення, для яких важко візуально визначити регіони для сегментування та отримати шукані компоненти.

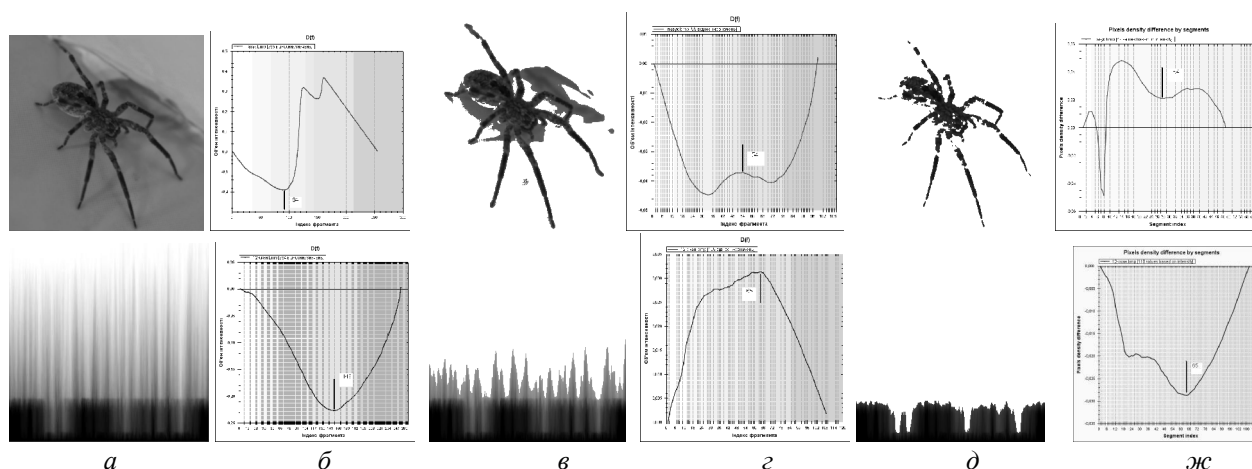


Рис. 7. Тестові зображення та їх сегменти, отримані різними методами

На рис. 7 наведено: зображення (а), пороги за однофрагментною моделлю гіпотетичного зображення і відповідні сегменти (б, в), пороги за багатофрагментною моделлю і відповідні сегменти (з, д), пороги за густиною пікселів (ж), які збігаються зі знайденими на рис. 7, з.

### Висновки

Запропоновано методи знаходження порогів сегментування зображення, основані на кумулятивних гістограмах заданого та гіпотетичного зображень. Представлені одно- і багатофрагментні моделі, що дають змогу визначити пороги, які відповідають різним значенням екстремумів функції різниці кумулятивних гістограм реального та гіпотетичного зображень. Алгоритм відзначається простотою і відсутністю обчислення будь-яких статистичних характеристик, лінійною алгоритмічною складністю відносно розмірності зображення та інтервалу інтенсивності. Він призначений для багаторазового використання для визначення ознак образів у системах пошуку зображень за змістом.

1. Doyle W. Operation useful for similarity-invariant pattern recognition // *J. Assoc. Comput. Mach.*, vol. 9. P. 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. P. 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. P. 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. P. 233–260, 1988. 6. Glasbey C.A. An analysis of histogram-based thresholding algorithms // *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, vol. 55. P. 532–537, 1993. 7. Pedro F. Felzenszwalb Daniel P. Huttenlocher. Efficient Graph-Based Image Segmentation // *International Journal of Computer Vision*, vol. 59, Number 2, P. 167–181, 2004. 8. 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*, P. 103–106, 2012. 9. Мельник Р., Каличак Ю. Сегментування зображень за кумулятивними ознаками густини пікселів сегментів // *Вісник Національного університету “Львівська політехніка”: Комп’ютерні науки та інформаційні технології.* – 2013. – № 751. – С. 163–169. 10. Melnyk R., Kalychak Y. Distributed Visual Pattern Structure Features by “X-Raying” of Intensity // *Intern. Journal Computing*, vol. 9, Issue 4. – P. 353–361, 2010. 11. Xiangyang Xu, Shengzhou Xu, Lianghai Jin, Enmin Song Characteristic analysis of Otsu threshold and its applications // *Pattern Recognition Letters*, vol. 32, P. 956–961, 2011. 12. Otsu N. A threshold selection method from gray level histograms *IEEE Trans. Systems Man Cybernet.* 9, 62–66. 1979.