

УДК 004.93

Клюшин Д.А.<sup>1</sup>, д.ф.-м.н., проф.,

Голубева К.М.<sup>2</sup>, к.т.н., асистент.

D.A. Klyushin<sup>1</sup>, doctor of physical and  
mathematical sciences, professor  
K.M. Golubeva<sup>2</sup>, candidate of technical sciences,  
assistant.

### Методи розпізнавання контурів зображень ядер клітин

### Methods of contour extraction in images of cell nuclei

<sup>1</sup> Київський національний університет імені  
Тараса Шевченка, 03187, м. Київ, пр-т  
Глушкова, 4д,  
e-mail: dokmed5@gmail.com

<sup>1</sup> Taras Shevchenko National University of Kyiv,  
03187, Kyiv, Glushkova st., 4d,  
e-mail: dokmed5@gmail.com

<sup>2</sup> Київський національний університет імені  
Тараса Шевченка, 03187, м. Київ, пр-т  
Глушкова, 4д,  
e-mail: katrin\_g@bigmir.net

<sup>2</sup> Taras Shevchenko National University of Kyiv,  
03187, Kyiv, Glushkova st., 4d,  
e-mail: katrin\_g@bigmir.net

*Була розглянута задача виділення контуру ядер букального епітелію слизової оболонки порожнини рота. Показано, що класичні градієнтні методи на основі фільтрів є неефективними. Для сегментації зображень використовувалися фільтри Робертса, Лапласа та Собеля. При використанні фільтру Робертса отримали забагато ліній контурів. Оператор Лапласа посилює шум на зображенні. При застосуванні оператора Собеля отримали досить товстий контур ядра, але він виявився не дуже цільним, подекуди взагалі відсутнім. Натомість було продемонстровано якісне сегментування за допомогою методу, що ґрунтується на правилі 3-сігма, та адаптивного порогового методу. Перевагою методу, що ґрунтується на правилі  $3\sigma$ , є простота та швидкість обчислень, але його застосування обмежується обов'язковою наявністю еталонного зображення фону ядер, які обробляються. Адаптивний пороговий метод для роботи еталонних зображень не потребує, але має більш складну реалізацію.*

*Ключові слова: контур, аналіз зображень, ядро клітини, сегментація.*

*We have considered the problem of contour extraction in images of cell nuclei of buccal epithelium of oral mucosa. We have demonstrated that the classical gradient methods based on filters are ineffective. The filters Roberts, Sobel and Laplace were used for image segmentation. There were too many contour lines when the Roberts filter was used. The Laplace operator increased noise on images. Using the Sobel operator we got thick outline of the nucleus, but it was not very dense, and it was particularly absent. Instead we have shown the high-quality segmentation of images using method based on 3-sigma rule and method with adaptive thresholding. The advantages of the method which is based on 3-sigma rule, are simplicity and high speed of computation, but the method used pattern image of background. Adaptive threshold method doesn't require any pattern images, but it has more complex implementation. Segmentation methods of images of cell nuclei of buccal epithelium the method of contour algorithms combined with removal of artifacts and smoothing.*

*Key Words: contour, image analysis, cell nuclei, segmentation.*

Статтю представив д.т.н., пров.н.співр. Кудін В.І.

#### Вступ

Розпізнавання контурів зображень є складовою багатьох прикладних задач. При аналізі біологічного матеріалу для отримання вірогідного результату потрібно проаналізувати кілька десятків клітин, що визначає необхідність

наявності автоматизованого підходу аналізу зображень. Розпізнавання контурів клітин ускладнюється тим, що їх колір не завжди значно відрізняється від кольору фону, а отже зображення клітини має не чіткі границі, і розповсюджені методи виділення контурів

можуть бути не дієвими. Більше того, зображення крім корисної інформації можуть містити артефакти. Отже, не дивлячись на те, що задача розпізнавання контурів носить допоміжний характер, вона не втрачає своєї складності та важливості.

Для сегментації цитологічних препаратів найчастіше використовують порогову бінаризацію, яка реалізується за допомогою простих у обчисленні методів [1]. Вони є ефективними у використанні, але лише за умови, що об'єкти (найчастіше це клітини) мають чіткі границі і значно відрізняються від фону своїм кольором. В будь-якому разі процес виділення ядер бажано контролювати і корегувати за необхідністю.

Також для знаходження контурів використовуються градієнтні методи, в основі яких лежить використання різних фільтрів. Результатом застосування цих методів є зображення із збільшеними інтенсивностями граничних точок, а не сам набір граничних пікселів, таким чином методи можуть бути не ефективними у випадку, коли об'єкти мають не чіткі границі та не значно відрізняються від фону.

Ефективним алгоритмом сегментації є метод вододілу, але у разі неоднорідності фону та структури ядра доцільно комбінувати методи математичної морфології та методи, які використовують інформацію про величину градієнта яскравості та форму клітин [2]. Комбінування методів дає хороші результати, однак в складних випадках доводиться корегувати результати сегментації власноруч.

Для виділення ядер клітин у полуавтоматичному режимі також використовується підхід на основі нечіткої логіки. Для класифікації були сформульовані нечіткі правила з використанням набору ознак, в основі яких є форма та колір зображень ядер.

Метод класифікації за допомогою нейронної мережі використовує для навчання алгоритм кластеризації [3]. Метод є ефективним у використанні, але все одне потребує наявності інструменту корегування результатів.

В низці робіт для сегментації цитологічних препаратів використовувалися методи, які ґрунтуються на параметричних та геометричних моделях активного контуру, в основі яких лежать моделі еволюції кривих [4].

#### Матеріали та методи

Матеріалом для дослідження були препарати букального епітелію слизової оболонки

порожнини рота, які було взято згідно методики, описаної В.Д. Дишловим. Для одержання зображень інтерфазних ядер букального епітелію було використано цифровий аналізатор при збільшенні  $10 \times 100$  (імерсійна система). Аналізатор складається із: мікроскопа 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.

На вихідних зображеннях знаходиться кілька ядер (від одного до десяти). Попередня обробка складається з вибору потрібних ядер та виділення їх з фону. Вибирає ядра фахівець: ядра повинні бути з одного шиповатого шару, вони не повинні бути зруйнованими та накладатись одне на одне, також, самі ядра мають бути без артефактів.

#### Розпізнавання контурів за допомогою фільтрів

Задача виділення ядра в загальному випадку зводиться до задачі виділення границь (контурів) [5], яка найчастіше розв'язується шляхом застосування до зображень різних фільтрів.

*Фільтр Робертса.* Найпростішим методом виділення контурів та перепадів яскравості є застосування нелінійного фільтру Робертса. Відповідно до цього методу обчислюється сума квадратів різниць між діагонально суміжними пікселями. Це може бути виконано згорткою зображення з двома ядрами:

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ та } \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Нехай  $\tilde{x}_{i,j}$  – піксель  $i$ -го рядочка  $j$ -го стовпчика зображення, яке отримане після застосування до деякого зображення ядра перехресного оператора Робертса, тоді обчислення проводиться за однією з двох формул:

$$\tilde{x}_{i,j} = \sqrt{(x_{i,j} - x_{i+1,j+1})^2 + (x_{i,j+1} - x_{i+1,j})^2},$$
$$\tilde{x}_{i,j} = |x_{i,j} - x_{i+1,j+1}| + |x_{i,j+1} - x_{i+1,j}|,$$

де  $x_{i,j}$  – піксель  $i$ -го рядка  $j$ -го стовпчика початкового зображення.

Перетворення кожного пікселя зображення перехресним оператором Робертса може показати похідну зображення вздовж ненульової діагоналі, комбінація цих перетворень зображень може також розглядатись як градієнт від двох верхніх пікселів до двох нижніх.

Позитивна риса застосування оператора Робертса – це швидкість обчислень. Він має також негативні риси у використанні: оператор дуже чутливий до наявності шумів на зображенні, отримані лінії контурів є доволі тоненькими.

При використанні фільтру Робертса до зображень ядер букального епітелію результат отримали незадовільний: ліній контурів забагато, оскільки як правило зображення самого ядра є неоднорідним, самі лінії майже не розрізняються серед загального фону.

*Фільтр Лапласа.* Для виділення контурів також може використовуватись дискретний оператор Лапласа, який також називають лапласіаном. Лапласіан двовимірної функції  $f(x, y)$  є похідною другого порядку, яка визначається виразом

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}.$$

При використанні у виділенні контурів зображень оператор застосовується до околів  $3 \times 3$ , на яких обчислюється сума перепадів по відношенню до центрального пікселя. Дискретний лапласіан можна задати у вигляді згортки з ядром, при чому ядра визначені для одновимірних, двовимірних та трьохвимірних сигналів. При обробці зображень ядер букального епітелію використовувався двовимірний фільтр. Ядро в такому випадку має вигляд

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Формула для безпосереднього обчислення пікселей  $\tilde{x}_{i,j}$  деякого зображення має вигляд:

$$\tilde{x}_{i,j} = x_{i,j-1} + x_{i-1,j} + x_{i+1,j} + x_{i,j+1} - 4x_{i,j}.$$

Також можна застосовувати дискретне наближення з використанням діагональних сусідніх елементів. В цьому випадку ядро має вигляд

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}.$$

Формула обчислення пікселей  $\tilde{x}_{i,j}$  для такого ядра:

$$\tilde{x}_{i,j} = x_{i-1,j-1} + x_{i,j-1} + x_{i+1,j-1} + x_{i-1,j} + x_{i+1,j} + x_{i-1,j+1} + x_{i,j+1} + x_{i+1,j+1} - 8x_{i,j}.$$

Використання дискретного оператора Лапласа є дуже потужним методом, але в нього є ряд недоліків. Необхідно зауважити, що Лапласіан є скалярною величиною, а не векторною, тобто використовуючи його неможна отримати напрямок границі. Крім того, цей оператор посилює шум на зображенні. При чому, чим вище порядок похідної, тим більше ця особливість проявляється. Внаслідок того, що ядра самі по собі мають чимало перепадів, а масштаб цих перепадів виявився меншим масштабу самого ядра, яке необхідно було виділити, то застосування оператору Лапласа виявилось незадовільним.

*Фільтр Собеля.* В області обробки зображень дуже часто використовується фільтр Собеля. Він представляє собою дискретний диференційний оператор, який обчислює наближене значення градієнта яскравості зображення. Результатом застосування фільтру Собеля в кожній точці зображення є або вектор градієнта яскравості, або його норма. Оператор Собеля ґрунтується на згортці зображення невеликими окремими цілочисельними фільтрами у вертикальному та горизонтальному напрямках.

Завдяки знаходженню градієнту в кожній точці зображення, знаходиться напрямок найбільшого зростання яскравості та величина її зміни в цьому напрямку. Оскільки результат виявляє величину зміни яскравості зображення, то можливо знаходити контури зображення.

Строго кажучи, градієнт функції двох змінних для деякої точки зображення, яка представлена значенням яскравості, – це двовимірний вектор, компонентами якого є похідні яскравості зображення по горизонталі та вертикалі. В кожній точці градієнтний вектор орієнтований у напрямку найбільшого зростання яскравості, а його довжина відповідає величині зміни яскравості. Таким чином, результатом застосування фільтру Собеля в точці області, в якій яскравість є постійною, буде нульовий вектор, а в точці, яка лежить на межі областей з різними яскравостями – вектор, який перетинає границю у напрямку зростання яскравості.

Для згортки початкового зображення використовуються ядра  $3 \times 3$ . Наближення похідної по  $x$  виконується за допомогою ядра

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}.$$

Для наближення похідної по  $y$  використовується ядро

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix}.$$

З технічної сторони застосування вказаної згортки є простою задачею. Для кожного пікселя початкового зображення  $x_{i,j}$ , де  $i$  – рядок зображення, а  $j$  – стовпчик, обчислюються похідні  $G_x$  та  $G_y$ :

$$G_x = x_{i-1,j-1} + 2x_{i-1,j} + x_{i-1,j+1} - x_{i+1,j-1} - 2x_{i+1,j} - x_{i+1,j+1},$$

$$G_y = x_{i-1,j-1} + 2x_{i,j-1} + x_{i+1,j-1} - x_{i-1,j+1} - 2x_{i,j+1} - x_{i+1,j+1}.$$

Наближене значення величини градієнта обчислюється за отриманими наближеними значеннями похідних:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}.$$

Серед переваг фільтру Собеля є те, що стає можливим обчислити напрямок градієнта, але в той же час є і недоліки. Запропонована апроксимація градієнта є досить грубою, це проявляється негативно при аналізі високочастотних коливань на зображенні.

Застосування оператора Собеля виявилось найкращим, у порівнянні з іншими розглянутими операторами. Контур є досить товстим, але при більш детальному вивченні виявився не дуже щільним, подекуди він взагалі відсутній. В той же час контурні лінії всередині ядра перетинаються з контуром самого ядра, таким чином дуже важко чітко встановити необхідні границі.

#### Знаходження контуру за допомогою правила 3-сігма

Оскільки застосування фільтрів до зображень з ядрами не дає якісного знаходження контурів, був запропонований новий метод, який ґрунтується на правилі  $3\sigma$ .

Класичне емпіричне правило  $3\sigma$  стверджує, що на практиці, довірчий інтервал  $(m(x) - 3\sigma(x), m(x) + 3\sigma(x))$  містить не менше 95% значень генеральної сукупності, де  $m(x)$ ,  $\sigma^2(x)$  – математичне сподівання та дисперсія випадкової величини  $x$  відповідно. Використаємо це правило для виділення ядра.

Нехай є деяке зображення, кожен піксель якого представлений значенням яскравості. Зображення складається з  $N$  точок, частина яких належить генеральній сукупності  $G_1$  – множині точок ядра, а інша частина точок належить  $G_2$  – генеральній сукупності точок фону. Завдяки тому, що для кожного зображення з ядрами зберігається відповідне йому еталонне зображення (частина типового фону без наявності зайвих артефактів), стає можливим обчислення середнього значення фону  $\bar{x}_\phi$  та його стандартного відхилення  $\sigma_\phi$ :

$$\bar{x}_\phi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i, \quad \sigma_\phi = \sqrt{\frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^M (x_i - \bar{x}_\phi)^2},$$

де  $M$  – кількість точок фону еталонного зображення;

$x_i, i = \overline{1, M}$ , – значення яскравості точок фону.

Спираючись на особливості розподілів генеральних сукупностей  $G_1$  та  $G_2$ , а також на класичне правило  $3\sigma$ , можемо сформулювати метод для визначення точок ядра. Середнє значення в генеральній сукупності  $G_1$  менше, ніж середнє значення в  $G_2$ , оскільки ядро є темнішим за фон. Отже, деяка точка зображення з яскравістю  $y_j, j = \overline{1, N}$ , буде належати генеральній сукупності  $G_1$ , тобто є точкою ядра, якщо  $y_j < \bar{x}_\phi - 3\sigma_\phi$ . При застосуванні правила  $3\sigma$  до задачі виділення ядра отримали дуже гарний результат.

У випадку, коли фон, що знаходиться в околі ядра, однорідний без різких перепадів значень яскравостей, то контур знаходиться досить точно. Перевагою викладеного методу можна вважати простоту і швидкість обчислень, але застосування цього методу обмежується тим, що для його виконання обов'язковою є наявність еталонного зображення фону ядер, які обробляються. Якщо з якихось причин потрібних зображень немає, то доцільно використовувати для виділення ядер інший метод.

### Адаптивна порогова обробка зображень

Клас методів порогової обробки зображень ґрунтується на попередньому виборі так званого порога яскравості, який потрібен для розбиття зображення на два кластери. Задача ускладнюється тим, що кожне зображення має свій власний поріг, оскільки середнє значення яскравості різних зображень дуже відрізняється.

Найбільш відомою та поширеною у використанні на сьогоднішній час є порогова обробка за методом Отсу [1]. Цей метод використовується для виконання порогової бінаризації півтонових зображень. Алгоритм передбачає наявність в зображенні двох класів пікселів (основних і фонових) і шукає оптимальний поріг, який розподіляє їх на два класи таким чином, що їх внутрішньокласова дисперсія була мінімальною.

Наведений принцип методу було використано для виділення ядер, розглядалися два кластери: пікселі ядра та пікселі фону. Викладемо метод більш детально. Нехай є деяке зображення, кожна точка якого представлена значенням інтенсивності сірого кольору. Отже, маємо  $N$  точок зображення та  $L$  градацій сірого кольору. Припустимо, що всі точки зображення можливо розбити на два класи  $C_1$  і  $C_2$ , які розрізнятимуть точки з інтенсивностями  $[1, \dots, k]$  та  $[k+1, \dots, L]$  відповідно. Тоді оптимальним значенням порога  $T$  буде таке значення  $k$ ,  $1 \leq k \leq L$ , при якому міжкласова дисперсія  $\sigma_{C_1 C_2}^2$  досягає максимального значення:

$$T = k \left| \sigma_{C_1 C_2}^2 \right| \max .$$

Міжкласова дисперсія  $\sigma_{C_1 C_2}^2$  обчислюється за формулою

$$\sigma_{C_1 C_2}^2 = \omega_1 \omega_2 (\mu_2 - \mu_1)^2 ,$$

де  $\omega_1$  – ймовірність потрапляння в клас  $C_1$ ;  $\omega_2$  – ймовірність потрапляння в клас  $C_2$ ;  $\mu_1$  – значення середньої яскравості в класі точок  $C_1$ ;  $\mu_2$  – значення середньої яскравості в класі точок  $C_2$ .

Для обчислення міжкласової дисперсії спершу необхідно побудувати гістограму зображення – розподіл, який визначає кількість точок  $n_i$ , які мають інтенсивність  $I$ , від загальної кількості точок зображення  $N$ . Для обчислення

ймовірностей  $\omega_1$  та  $\omega_2$  потрапляння в класи  $C_1$  та  $C_2$  відповідно, скористаємось формулами:

$$\omega_1 = \sum_{i=1}^k p_i , \quad \omega_2 = 1 - \omega_1 ,$$

де  $p_i$  – розподіл ймовірностей, який обчислюється за формулою  $p_i = n_i / N$ .

Значення  $\mu_1$  та  $\mu_2$  середньої яскравості в класах точок  $C_1$  та  $C_2$  відповідно обчислюється за формулами

$$\mu_1 = \frac{1}{\omega_1} \sum_{i=1}^k i p_i , \quad \mu_2 = \frac{1}{\omega_2} \sum_{i=k+1}^L i p_i .$$

Послідовно порівнюючи значення інтенсивностей кожного пікселя зображення із вибраним порогом  $T$ , визначається приналежність точки до відповідного класу. Всі точки, які належать до класу  $C_2$ , зафарбуємо чорним кольором.

Виділення ядра за допомогою адаптивної порогової обробки зображення виявило себе з найкращої сторони. Контур ядра виділяється досить чітко. Алгоритм методу є досить простим у виконанні, але при його застосуванні витрачається більше часу, ніж при застосуванні методу, який ґрунтується на правилі 3 $\sigma$ .

### Видалення артефактів та згладжування виділених ядер

При наявності будь-яких артефактів на фоні зображення виділення ядра може відбутися не зовсім коректно. Коли йдеться мова про зображення ядер букального епітелію, то під артефактами маються на увазі, наприклад, забруднення – невеличкі плями чорного чи просто темного кольору, пофарбований фон – зустрічається у випадках, коли препарати були погано промиті під проточною водою; представляє собою області різної площі (від кількох пікселів до кількох десятків). Яскравість забарвлення таких областей схожа із яскравістю самого ядра, отже, в процесі виділення ядра ці області на фоні залишаються.

З іншого боку, при виділенні контуру ядра необхідно врахувати таку особливість, як неоднорідність розподілу хроматину в ядрі. На практиці це означає, що в самому ядрі серед темних ділянок можуть бути дуже світлі, які за значенням своєї яскравості можуть навіть співпадати із середнім значенням яскравості загального фону.

Отже, у випадку, коли в процесі виділення контуру деякі області на зображенні ядра були ініціалізовані як фон і відповідно пофарбовані чорним кольором, необхідно відновити початковий колір, але зробити це лише для вказаних областей. Цей процес і мається на увазі під згладжуванням виділених ядер.

Ідея алгоритмів в обох описаних випадках дуже схожа. Наприклад, для видалення артефактів послідовно розглядаються пікселі зображення спочатку по горизонталі, а потім по вертикалі і знаходяться області, площа яких менше деякого визначеного значення. Якщо серед фону знаходиться невелика область нечорного кольору, то це означає, що натрапили на артефакт, отже, зафарбовуємо його в чорний колір. Переглянувши таким чином всі рядочки, а потім стовпчики зображення, позбудемося всіх артефактів.

Так саме, як і алгоритм видалення артефактів, працює алгоритм пошуку чорних плям на ядрі. Якщо серед ядра знаходиться невелика ділянка чорного кольору, при чому заздалегідь відомо, що на ядрі артефактів бути не може (це є однією з вимог при виборі ядер), то

проводимо відновлення початкового кольору на цій ділянці. Таким чином шукаються ділянки спочатку по рядочках зображення, а потім по стовпчиках.

### Висновки

Класичні фільтраційні методи виділення контуру зображення, при застосуванні їх до виділення контуру ядер букального епітелію, показали поганий результат. Натомість метод, що ґрунтується на правилі  $3\sigma$ , та адаптивний пороговий метод виявили якісне сегментування. Перевагою методу, що ґрунтується на правилі  $3\sigma$ , є простота та швидкість обчислень, але його застосування обмежується обов'язковою наявністю еталонного зображення фону ядер, які обробляються. Адаптивний пороговий метод для роботи еталонних зображень не потребує, але має більш складну реалізацію.

Виходячи з особливості структури досліджуваного матеріалу, при виділенні ядер букального епітелію з фону, методи знаходження контурів поєднуються з алгоритмами видалення артефактів та згладжування.

### Список використаних джерел

1. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms / N. Otsu // *Trans. Sys., Man., Cyber.* – 1979. – **V. 9, № 1.** – P. 62-66.
2. Wahlby C. Segmentation of Cell Nuclei in Tissue by Combining Seeded Watersheds with Gradient Information / C. Wahlby, E Bengtsson // *Image Analysis.* – 2003. – **V. 2749.** – P. 408-414.
3. Colantonio S. Automatic Fuzzy-Neural Based Segmentation of Microscopic Cell Images / S. Colantonio, I.B. Gurevich, O. Salvetti // *Int. J. of Signal and Imaging Systems Engineering.* – 2008. – **V. 1, № 1.** – P. 18-24.
4. Karlsson A. Segmentation of Histological Section Using Snakes / A. Karlsson, K. Strahlen, A. Heyden // *Image Analysis.* – 2003. – **V. 2749.** – P. 595-602.
5. Соифер В.А. Компьютерная обработка изображений. Часть 2. Методы и алгоритмы / В.А. Соифер // *Соросовский образовательный журнал.* – 1996. – **№ 3.** – С. 110-121.

### References

1. OTSU, N. (1979) A threshold selection method from gray-level histograms. *Trans. Sys., Man., Cyber.* 9 (1). p.62-66.
2. WAHLBY, C. & BENGTTSSON, E (2003) Segmentation of Cell Nuclei in Tissue by Combining Seeded Watersheds with Gradient Information. *Image Analysis.* 2749. p.408-414.
3. COLANTONIO, S., GUREVICH, I.B., SALVETTI, O. (2008) Automatic Fuzzy-Neural Based Segmentation of Microscopic Cell Images. *Int. J. of Signal and Imaging Systems Engineering.* 1 (1). p.18-24.
4. KARLSSON, A., STRAHLEN, K. & HEYDEN, A. (2003) Segmentation of Histological Section Using Snakes. *Image Analysis.* 2749. p.595-602.
5. SOIFER, V.A. (1996) Computer Image Processing. Part № 2. Methods and Algorithms. *Soros Educational Journal.* 3. p.110-121.

Надійшла до редколегії 29.05.14