

УДК 004.931

В. П. КОЖЕМ'ЯКО¹, Т. А. МАРТ'ЯНОВА¹

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ОБРОБКИ ПАТОЛОГІЙ ОЧНОГО ДНА

¹Вінницький національний технічний університет
21021, Хмельницьке шосе, 95, м. Вінниця, Україна

Анотація: В статті розглянута удосконалена математична модель фільтрації на основі напівтонових бінаризованих відліків препаратів зображення очного дна, а також математичних моделей вимірювання зони патології та обчислення її площі та моделей класифікації зображень очного дна на основі нечіткої кластеризації *c-means*, порівняльний аналіз ефективності моделей розпізнавання зображень очного дна.

Аннотация: В статье рассмотрена усовершенствованная математическая модель фильтрации на основе полутоновых бинаризованными отсчетов препаратов изображения глазного дна, а также математических моделей измерения зоны патологии и вычисления ее площади и моделей классификации изображений глазного дна на основе нечеткой кластеризации *c-means*, сравнительный анализ эффективности моделей распознавания изображений глазного дна.

Abstract: In this paper the improved mathematical model based filtering half-tone binaryzovanyh samples of drugs fundus image and measure the area of mathematical models of pathology and calculate its area and classification models fundus images based on fuzzy clustering *c-means*, benchmark analysis models image recognition fundus.

Ключові слова: патологія очного дна, фільтрація, зона патології, площа патології, класифікація, кластеризація, нечітка логіка, критерій ефективності.

ВСТУП

Патологія очного дна є одною з ключових проблем сучасної офтальмології. Не дивлячись на значні успіхи, досягнуті за останні десятиріччя у діагностиці та лікуванні офтальмологічних захворювань, кількість хворих із ураженням сітківки судинного генезу продовжує збільшуватись (Б. Л. Бранчевський, Л. А. Кацнельсон, N. M. Durescu, Й. Р. Салдан, С. В. Павлов та інші).

У зв'язку з тим, що ефективність лікування патологій очного дна при цукровому діабеті у значній мірі залежить від точності визначення її стадії і ступеня тяжкості, одним з основних напрямків у профілактиці та лікуванні цих захворювань є удосконалення методів, їх диференціальної діагностики, включаючи прогнозування виникнення захворювань (Н. А. Гаврилова, А. Г. Хромов, В. Г. Купєєв, С. В. Павлов та інші).

Для підвищення достовірності діагностики патологій очного дна при цукровому діабеті з врахуванням обмежень на оперативність та якість використовують комплекс геометричних характеристик об'єктів. Однак, вимірювання та об'єктивне оцінювання цих показників викликає певні труднощі, пов'язані з нечіткістю та зашумленістю біомедичного зображення очного дна як офтальмологічного та флюоресцентно-ангіографічного. Найбільш вдало в даний час виділяється центральна лінія судин сітківки (ЦЛСС) ока (Ільєсова І. Ю., Корепанов А. О., Павлов С. В., Купріянов А. В. та інші).

Для подолання цих обмежень необхідні методи, що дозволяють визначити морфізм ознакового простору для класифікації складних зображень. В той же час, аналіз тільки геометричних характеристик зображень сітківки ока не може дати однозначного рішення по діагностиці та вибору тактики лікування. Інтерпретація отриманих зображень потребує складних методів обробки зображень, які підвищують візуальну інтерпретацію і аналіз зображень методами, які забезпечують автоматичне або напівавтоматичне виявлення патології очного дна, визначення границь об'єктів та вимірювання площі патології [1—4]. Виділення ознак та класифікація патологій виконується послідовно, але дані завдання вимагають параметрів зворотного зв'язку для попередніх кроків, тому обробка зображень патологій очного дна включає в себе ряд ітераційних циклів, які необхідно виконувати за допомогою спеціальних апаратних паралельних структурах. Тому необхідні методи і алгоритми, що дозволяють інтегрувати початкові рішення за різними даними у фінальне рішення на виході комп'ютерної системи.

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ФІЛЬТРАЦІЇ НА ОСНОВІ НАПІВТОНОВИХ БІНАРИЗОВАНИХ ВІДЛІКІВ ПРЕПАРАТІВ ЗОБРАЖЕННЯ ОЧНОГО ДНА

З метою зниження чутливості до деформацій, внесених формуванням зображення і його шуму, в дані дисертаційній роботі пропонується метод подання багатоградацийного зображення узагальненим W — спектром просторової зв'язності [5] і на його основі запропоновано завадостійкі алгоритми порівняння зображень [6—10].

Суть препарування зображення полягає в наступному.

Якщо скористатися препаруванням елементів вхідного зображення $f(x, y)$, то від усереднених параметрів $\bar{a}_{i,j}^1, \bar{a}_{i,j}^2, \bar{a}_{i,j}^3, \dots, \bar{a}_{i,j}^k$ можна перейти на основі трьохрівневого кодування до їх відображення бінаризованими препаратами $(-1, 0, +1)$:

$$\bar{a} = \frac{1}{NM} \sum_{i,j} a_{i,j} \quad (1)$$

Потім визначаються масиви різниць елемента із середнім значенням зображення (або його фрагмента), в якому знаходиться елемент зображення:

$$R_{i,j} = a_{i,j} - \bar{a}. \quad (2)$$

Для препарування початкового зображення отримані різниці порівнюються з порогом δ , тобто

$$q_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{якщо } R_{i,j} > \delta \\ -1, & \text{якщо } R_{i,j} < -\delta \\ 0, & \text{якщо } |R_{i,j}| \leq \delta \end{cases} \quad (3)$$

Причому поріг δ вибирається з умови:

$$N_t^{(1)} \cdot N_t^{(-1)} \cdot N_t^{(0)} = \text{Max}, \quad (4)$$

де $N_t^{(1)}, N_t^{(-1)}, N_t^{(0)}$ — кількості одиничних, мінус одиничних і нульових препаратів при кожному порозі t для даних препаратів.

Суть розкладання зображення в узагальнений W -спектр зв'язності полягає в розбивці його за встановленим правилом на певні області, підрахунку суми величин відліків зображення за вісьмома напрямками зв'язності (часткової W -суми зв'язності) у межах кожної області і віднесення кожної із часткових W -сум до координат геометричного центру відповідної області. Спектр зв'язності W зображення (його фрагмента) розмірністю $m_x m_y$ визначений як

$$W_{\Sigma_{x,y}} = \sum_v \sum_{i,j}^8 a_{i,j}^v, \quad (5)$$

де $a_{i,j}^v$ — одиничний елемент зображення (його фрагмента) із координатами i, j , і зв'язністю v . При розмірності зображення $m_x m_y$, і такій же кількості одиничних відліків узагальнений W -спектр зв'язності зображення $W_{\Sigma_{x,y}}$ буде

$$W_{\Sigma_{x,y}} = 4 \cdot 3 + 2 \left[(m_x + m_y) - 4 \right] \cdot 5 + (m_x - 2)(m_y - 2) \cdot 8 \cdot m_x m_y \geq 2 \quad (6)$$

Спектр зв'язності поточного зображення W знаходиться в межах $0 \leq W_{\Sigma_{x,y}} \leq W_{\Sigma_{1x,y}}$. При $m_x = m_y = 1, W_{\Sigma_{1x,y}} = 0$.

Серед величезної кількості можливих при цьому варіантів розкладань, наприклад, викладених у [5], у плані практичної реалізації мають визначений інтерес варіанти розкладання на основі принципу дихотомії (розподілу навпіл) безвідносно геометричного центру зображення з прив'язкою до цього центру. Приклад розкладання зображення в цілочисельний двійковий W -спектр зв'язності поданий на рис. 1б. Перевагою його є те, що мінімальні величина зв'язності і координата ω — коефіцієнтів максимального і мінімального порядку (λ, t) , де $\lambda = 2^{m_\lambda}$ і $t = 2^{m_t}$ — коефіцієнти розподілу (дільники), рівні величині зв'язності і координатам відліків зображення відповідно. Величини $m_\lambda = 1$,

$INT[\log_2 m_x]$, i $m_i = 1$, $INT[\log_2 m_y]$ визначені в [11], де m_x, m_y — максимальні розміри зображення уздовж осей.

Як відомо, людина розрізняє чотири основні колірні тони, причому край сектора основного колірному тону сприймається як контрастний перехід [12]. Зміна на 20° впливає на сприйняття кольору, тобто для відчутної зміни сприйняття кут для кольору повинен змінюватися у межах діапазону -20° — $+20^\circ$, що складає приблизно чверть кола. Тому за сектор із слабкоконтрасним переходом можна прийняти $1/8$ від колірному кола. За додаткову умову зв'язності пікселів можна покласти різницю в колірному тоні не більше, ніж $\frac{\pi}{4}$.

Використаємо математичний апарат морфологічної сегментації. Із зменшенням насиченості кольору кут сприйняття близького кольору зростає, тому для аналізу має сенс ввести псевдокут кольоровості:

$$\alpha = H \cdot \frac{C}{C_{\max}}, \quad (7)$$

де α — псевдокут;

H — колір;

C_{\max} — максимальна зміна насиченості;

C — насиченість.

В результаті умову зв'язності пікселя можна визначити таким чином:

$$W_{\Sigma x,y} = 4 \cdot 3 + 2[(m_x + m_y) - 4] \cdot 5 + (m_x - 2)(m_y - 2) \cdot 8, \quad m_x m_y \geq 2,$$

$$I_{x+1,y} \geq I_{x,y}, \quad |\alpha_{x+1,y} - \alpha_{x,y}| \leq \frac{\pi}{4}, \quad (8)$$

де $I_{x+1,y}$ — яскравість сусіднього пікселя; $I_{x,y}$ — яскравість поточного пікселя;

$|\alpha_{x+1,y} - \alpha_{x,y}|$ — різниця псевдокута між пікселями.

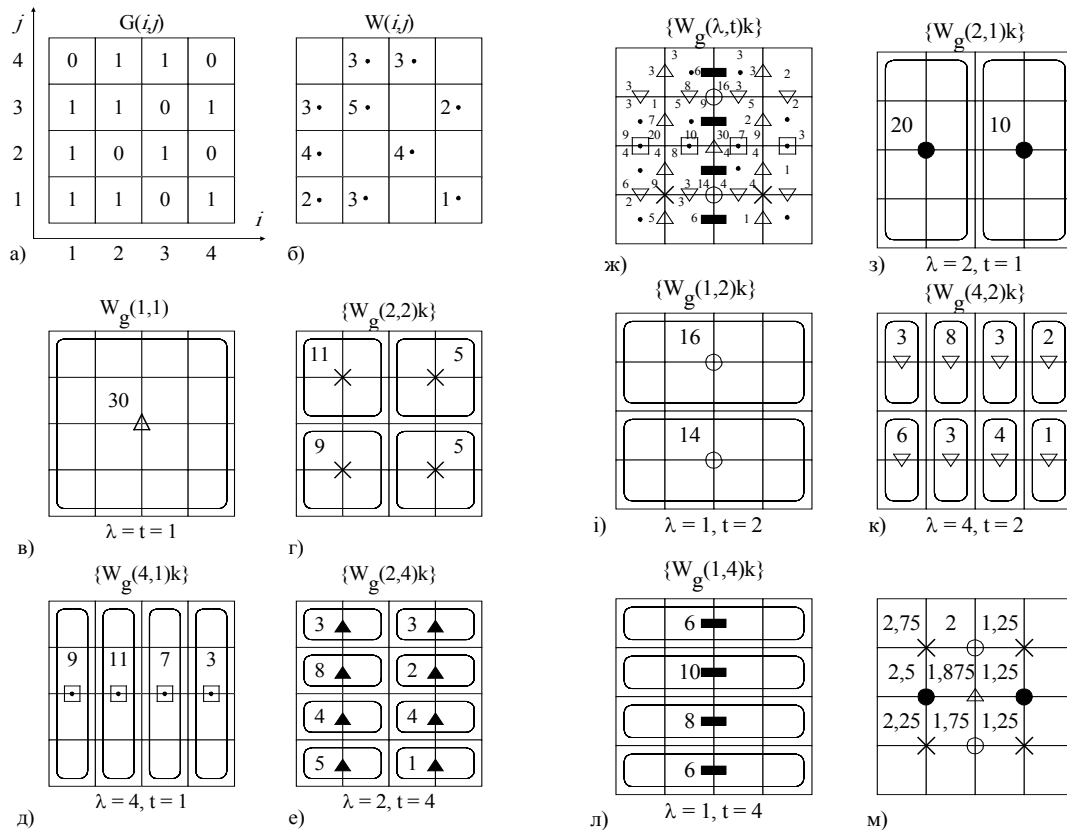


Рис. 1. Приклад бінарного зображення та його W — перетворення

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ ВИМІРЮВАННЯ ЗОНИ ПАТОЛОГІЇ ТА ОБЧИСЛЕННЯ ЇЇ ПЛОЩІ

Існує два способи обчислення геометричних характеристик: традиційний і контурний. Це пов'язано з тим, що піксель має лінійні розміри, а обчислення геометричних характеристик виконується по вузлових точках [12]. При традиційному способі ця точка знаходиться в центрі пікселя і має розмір, рівний площі пікселя; при виконанні контурного обчислення характеристик оперують лінійними розмірами між точками, які лежать на кутах пікселя. Таким чином, при контурному способі обчислення вертикальна і горизонтальна відстані між точками дорівнюють лінійним розмірам пікселя, діагональне визначається по теоремі Піфагора і у разі рівності горизонтальних і вертикальних розмірів кратно $\sqrt{2}$ [11].

Розглянемо прості геометричні фігури та способи вимірювання їх площі різними способами (рис. 2).

В ідеальному випадку для квадрата, трикутника і кола площі дорівнюватимуть 16, 8, 28, 26 пікселів, при традиційних обчисленнях характеристик – 16, 10, 32 пікселів, при контурних — 14, 8, 28 пікселів [12].

Оскільки вхідне біомедичне зображення очного дна попередньо препароване і початкові дані виділені контуром, то будемо виконувати контурне обчислення характеристик зони патології.

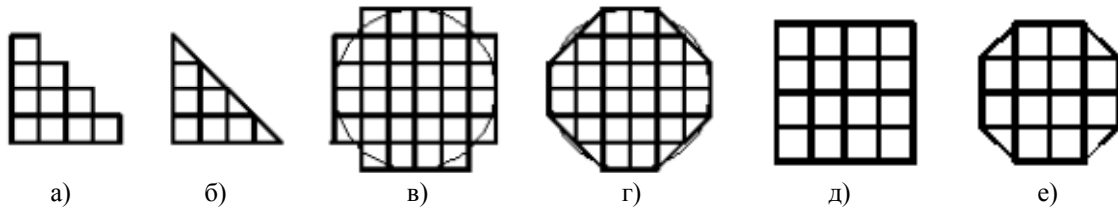


Рис. 2. Способи вимірювання площі об'єктів:

- а) трикутник — традиційним способом; б) трикутник — контурним способом;
- в) коло — традиційним способом; г) коло — контурним способом;
- д) квадрат — традиційним способом; е) квадрат — контурним способом

Розробимо математичні моделі вимірювання зони патології та обчислення її площі. Для цього будемо обирати оптимальні геометричні фігури для ооконтуреного об'єкту.

Сформуємо матрицю площ для кожного виділеного елемента i :

$$M_i = \sum_{k=1}^n S_k, \quad (8)$$

де n — кількість геометричних фігур, $n = 3$ (трикутник, коло, квадрат);

S_k — площа кожного i -го виділеного елемента.

Далі необхідно знайти міру подібності i -ої виділеної та кожної з k фігур. Відомо, що більшість методів розпізнавання використовують локальну інформацію текстури зображень [13]. Зазвичай в таких методах досліджуються знаки згортки інтенсивності областей зображення з обраним набором функцій. Так само існують методи, що ґрунтуються на інформації про зображення в цілому. Відомо, що фаза зображення несе в собі значно більше інформації, ніж його спектр [14]. Одним з методів, що опираються на цей факт, є метод фазової кореляції зображень, що використовує тільки інформацію про фазу, називається РОС (Phase-only correlation) [15]. У фазовому методі для пари зображень досліджується поведінка різниці фаз цих зображень і показано, що цей параметр характеризує міру подібності зображень. Отже, в подальшому для знаходження міри подібності зображень будемо використовувати таку характеристику, як кореляція.

Коефіцієнт кореляції $p_{X,Y}$ між вибірками двох випадкових дискретних величин X , Y із математичними очікуваннями μ_X , μ_Y і середньоквадратичними відхиленнями σ_X , σ_Y визначається як

$$p_{X,Y} = \frac{COV(X, Y)}{\sigma_X \cdot \sigma_Y}, \quad (9)$$

де $-1 \leq p_{X,Y} \leq 1$, і $COV(X, Y) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_X)(y_i - \mu_Y)$.

Знайдемо оптимальне значення коефіцієнту кореляції для i -ої виділеної та кожної з k фігур.

$$\rho_{\text{опт.}} = \max(\rho_i), \quad \rho_{\text{опт.}} \geq 0,85, \quad (10)$$

де ρ_i — коефіцієнт кореляції для кожної з виділених областей.

Отже, розроблено математичні моделі вимірювання зони патології та обчислення її площі, які при правильному виборі масштабування обраному в дослідження контурному обчисленні характеристик зображення дають менші похибки вимірювання у порівнянні з похибками, що виникають в результаті оптичних спотворень і при приготуванні препарату.

За рахунок введення нормованого критерію $\rho_{\text{опт.}} \geq 0,85$ отримано оптимальний вибір геометричної фігури, що визначає площу зони патології.

МОДЕЛЬ КЛАСИФІКАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ ОЧНОГО ДНА НА ОСНОВІ НЕЧІТКОЇ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ *C-MEANS*

Для класифікації зображень очного дна необхідно вирішити два завдання:

- виділити c груп об'єктів очного дна;
- описати характерні особливості кожного оконтуреного об'єкту зображення (масив координат, яскравість, колір, ширина судин, кути відгалуження судин).

Також відомо, що діагностування очних хвороб має імовірнісний характер, тобто, за сукупністю ознак очну патологію можна віднести до одного чи іншого класу хвороб. Тут доцільно використати математичний апарат нечіткої логіки. Кластерний аналіз — задача розбиття певної множини об'єктів на групи, що називаються кластерами так, щоб кожен кластер складався із схожих об'єктів, а об'єкти різних кластерів істотно відрізнялися. Даний аналіз припускає наступні цілі [16—18]:

- розуміння даних шляхом виявлення кластерної структури;
- стискання даних. Якщо початкова вибірка надмірно велика, то можна скоротити її, залишивши поодиноці найбільш типового представника від кожного кластера;
- виявлення новизни. Виділяються нетипові об'єкти, які не вдається приєднати до жодного із кластерів.

Тому будемо використовувати метод нечіткої кластеризації *c-means*.

Відмінною особливістю нечіткої кластеризації є той факт, що кожен об'єкт може відноситися до кожного кластера з певним ступенем належності.

Для аналізу будуть вибрані всі оконтурені об'єкти, в якості характеристик виступають особливості кожного оконтуреного об'єкта зображення (масив координат, яскравість, колір, ширина судин, кути відгалуження судин). Результатом будуть отримані кластери захворювань [18].

Отже, визначимо навчальну множину $M = (m_j)_{j=1}^c$. Нехай d — це кількість векторів даних.

Матриця A визначає спосіб обчислення відстані. Наприклад, для одиничної матриці використовуватимемо Евклідову відстань.

Загальний алгоритм виглядає наступним чином.

1. Обрати кількість кластерів $2 \leq c \leq d$.
2. Обрати скалярну метрику для відображення векторів на дійсну вісь.
3. Обрати параметр зупинки δ .
4. Обрати коефіцієнт нечіткості $w \in (1, \infty)$.
5. Ініціалізувати матрицю розбиття U .
6. Обчислити прототипи центри кластерів за формулою

$$c_i^{(i)} = \frac{\sum_{j=1}^d \left(u_{ij}^{(l-1)}\right)^w \cdot m_j}{\sum_{j=1}^d \left(u_{ij}^{(l-1)}\right)^w}, \quad 1 \leq i \leq c. \quad (11)$$

1. Для всіх елементів даних вирахувати квадрати відстаней до всіх центрів кластерів за формулою

$$d_A^2(m_j, c^{(i)}) = (m_j - c^{(i)})^t \cdot A(m_j - c^{(i)}). \quad (12)$$

2. Відновити матрицю розбиття за формулою

$$u_{ij}^{(l)} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_A^2(m_j, c^{(i)})}{d_A^2(m_j, c^{(k)})} \right)^{\frac{1}{w-1}}}, \quad (13)$$

для всіх $1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq d$.

3. Перевірити умову:

$$\|U^{(l)} - U^{(l-1)}\| < \delta. \quad (14)$$

Якщо умова (14) виконується, завершити процес, якщо ні — перейти до кроку 6 з номером ітерації $l = l + 1$.

Цільова функція визначається за формулою

$$J(M, U, C) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^d u_{ij} d_A^2(m_j, c^{(i)}), \quad (15)$$

набір обмежень — за формулою

$$u_{ij} \in (0,1); \sum_{i=1}^c u_{ij} = 1; 0 < \sum_{i=1}^d u_{ij} < d. \quad (16)$$

Отже, визначимо кількість кластерів $c = 8$, параметр зупинки $\delta = 0,5$. Коефіцієнт нечіткості w встановлюється кожним лікарем експериментальним шляхом для підбору оптимального варіанту класифікації очних патологій.

При оцінці характерних особливостей кожного оконтуреного об'єкту зображення розділення йде по найбільших числах (що дає найбільшу похибку в Евклідову відстань). Для зменшення похибки використовуємо нормування. Це дасть нетиповість по сукупності всіх чинників з рівною вагою, що необхідно для оптимальної класифікації патологій.

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ЕФЕКТИВНОСТІ МОДЕЛЕЙ РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ОЧНОГО ДНА

Важливим показником, який впливає на вибір алгоритму розпізнавання, є показник якості його роботи. Він визначається точністю визначення контурів об'єктів на біомедичних зображеннях очного дна. Таким комплексним показником може служити критерій середньоквадратичної помилки у сукупності із критерієм мінімуму емпіричної відстані між ідеальним (еталонним) контурним зображенням і контурами, отриманими в результаті вдосконалення методу багато градаційного зображення узагальненим W — спектром просторової зв'язаності за допомогою методу морфологічної сегментації.

В результаті сегментації виникають помилки двох типів: на сегментованому зображенні точка відмічена як контурна, а на ідеальному контурному зображенні вона не відноситься до контуру; на сегментованому зображенні точка не відмічена як контурна, але вона є такою на ідеальному контурному зображенні. Тому, при оцінці якості сегментації зображень оберемо два критерії:

- критерій, який вказує ступінь схожості сегментованого і ідеального контурного зображень (FOM);
- критерій, що вказує ступінь їх відмінності (RMS).

Критерій FOM (Figure of Merit) відповідає емпіричній відстані між ідеальним контурним зображенням, представленим у вигляді контурів та контурами, отриманими в результаті сегментації g [19]:

$$FOM(f, g) = \frac{1}{\max\{\text{card}(f), \text{card}(g)\}} \cdot \sum_{i=1}^{\text{card}(g)} \frac{1}{1 + d^2(i)}, \quad (17)$$

де $\text{card}(f)$ — кількість пікселів у множині f ; $\text{card}(g)$ — кількість пікселів у множині g ; $d(i)$ — відстань між i -м пікселем f та найближчим до нього пікселем в g .

Критерій RMS (Root mean squared error) є середньоквадратичною помилкою, що визначається виразом [19]:

$$RMS(f, g) = \left[\frac{1}{\text{card}(X)} \cdot \sum_{x \in X} (f(x) - g(x))^2 \right]^{\frac{1}{2}}, \quad (18)$$

де $f(x)$, $g(x)$ — інтенсивність пікселів x у f_i та g_i ,

X — множина пікселів на зображенні, що сегментується.

Для оцінювання якості розробленого алгоритму проводилося його порівняння з відомими методами: Робертса, Превіта, Собела і Кані. Для моделювання роботи відомих алгоритмів сегментації використовувалося середовище Delphi.

В якості тестових зображень та ідеальних контурних зображень (заданих експертами) використовувалося 500 зображень з бази зображень ДУ «Інститут очних хвороб і тканинної терапії ім. В. П. Філатова АМН України». Всі контурні зображення пропонувані методом були отримані по старшому РДІ ЦПЗ.

Приклад тестового зображення (а), ідеального контурного зображення (б) і результати сегментації розробленим алгоритмом (в), операторами Робертса (г), Превітта (д), Собела (е) і Канні (ж) приведено на рис. 3.

Із приведених на рис. 3 даних витікає, що розроблений алгоритм забезпечує найбільш точне виділення контурів, у порівнянні з відомими методами, що підтверджується візуальним аналізом отриманих зображень і обчисленими критеріями FOM і RMS [20—22].

У таблиці 1 приведено усереднені оцінки критеріїв FOM і RMS, отримані для 500 зображень, для розробленого і відомих методів сегментації.

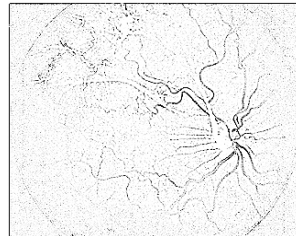
Таблиця 1.

Усереднені оцінки критеріїв FOM і RMS

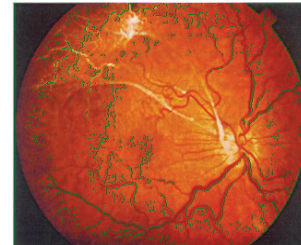
Критерій	Розроблений метод	Оператор Робертса	Оператор Собела	Метод Кірша	Оператор Уолліса
FOM	0,2504	0,2380	0,2073	0,1902	0,2071
RMS	0,2465	0,2225	0,2459	0,3385	0,2451



а)

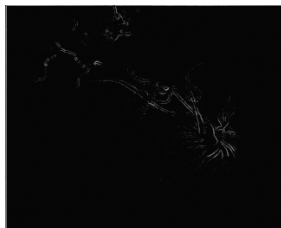


б)

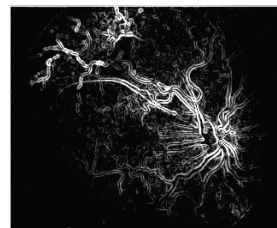


в)

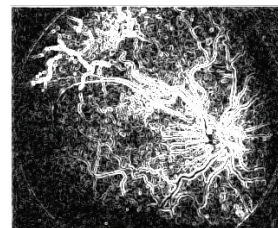
FOM = 0,4596;
RMS = 0,0957



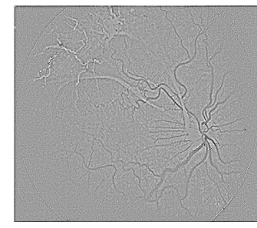
г) FOM = 0,3234;
RMS = 0,1234



д) FOM = 0,2496;
RMS = 0,1361



е) FOM = 0,2459;
RMS = 0,1371



ж) FOM = 0,1091;
RMS = 0,2476

Рис. 3. Приклад сегментації зображення різними методами

Аналіз отриманих результатів показує, що розроблений метод сегментації на основі обчислення кількості інформації за критерієм FOM перевищує відомі методи на 5—25 %, а за критерієм RMS — не значно поступається методам Робертса, Превітта і Собела.

Таким чином, розроблений алгоритм сегментації простий у реалізації, вимагає невеликих обчислювальних витрат і по точності визначення контурів об'єктів інтересу на зображеннях практично не поступається відомим: Робертса, Превітта, Собела і Канні.

ВИСНОВКИ

Удосконалено математичну модель фільтрації на основі напівтонових бінаризованих відліків препаратів зображення очного дна за рахунок використання математичного апарату морфологічної сегментації та введення псевдокута кольоровості, що знижує чутливість до деформацій, внесених формуванням зображення та його шуму.

Розроблено математичні моделі вимірювання зони патології та обчислення її площі із застосуванням вибору оптимальних геометричних фігур для оконтуреного об'єкта. За рахунок введення нормованого критерію $\rho_{\text{опт.}} \geq 0,85$ отримано оптимальний вибір геометричної фігури, що визначає площу зони патології.

Дістали подальший розвиток моделі класифікації зображень очного дна на основі нечіткої кластеризації *c-means*. Для зменшення похибки вимірювань використано нормування, яке дає нетиповість по сукупності всіх чинників з рівною вагою, що необхідно для оптимальної класифікації патологій.

Проведено порівняльний аналіз ефективності моделей розпізнавання зображень очного дна. Аналіз отриманих результатів показує, що розроблений метод сегментації на основі обчислення кількості інформації по критерію FOM перевищує відомі методи на 5—25 %, а по критерію RMS не значно поступається методам Робертса, Превітта і Собела. Таким чином, розроблений алгоритм сегментації простий у реалізації, вимагає невеликих обчислювальних витрат і по точності визначення контурів об'єктів інтересу на зображеннях практично не поступається відомим: Робертса, Превітта, Собела і Канні.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Спектроскопічний метод оцінювання сукон'юктивного судинного русла ока / С. В. Павлов, П. Ф. Колісник, В. Д. Мартинюк, А. О. Рожман // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. — 2009. — № 1(17). — С. 164—169.
2. Вовкотруб Д. В. Створення блоків нечіткої логіки біомедичної системи для аналізу структурних змін при діагностиці томограм ока ОКТ / С. В. Павлов, Д. В. Вовкотруб // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. — 2013. — № 2(43). — С. 146—152.
3. Optoelectronic structures of Eye-processing of coherent tomographic images / V. P. Kozhemiako, S. V. Pavlov, A. A. Rozhman [та ін.] // Щптоелектронні інформаційні технології «ФОТОНІКА-ОДС-2010». — Вінниця, 28—30 вересня 2010 р. — С. 101—102.
4. Методи покращення якості візуалізації біомедичних зображень / С. В. Павлов, Д. В. Вовкотруб, Р. Ю. Довгалоук, Хані Аль-Зубі // XXXV міжнародна науково-практична конференція «Застосування лазерів в медицині і біології» 25—28 трпвня 2011 р. : тези доповідей. — Харків : ХНУ імені В. Н. Каразіна, 2011. — С. 219—221.
5. Ramella G. Extracting Thin Lines in Gray-Level Images // Pattern Recognition and Image Analysis. — 1995. — V. 5. — № 4. — P. 570—576.
6. Кожемяко В. П. Корреляционный анализ изображений на основе применения метода S-препарирования / Тимченко Л. И., Кутаев Ю. Ф., Кожемяко В. П., Чепорнюк С. В., Ивасюк И. Д., Макаренко Р. В., Загоруйко Т. А. — Киев : Наукова думка. — 2009. — 156 с
7. Serra J. Image Analysis and Mathematical Morphology. — New-York : Academic, 1982.
8. Structural analysis of retinal vessels / A. J. Frame, P. E. Undrill, J. A. Olson et al. // Proc. of Sixth international conference on image processing and its applications. — 1997. — V. 2. — P. 824—827.
9. Subsol G., Thirion J. Ph., Ayache N. Non rigid registration for building 3D anatomical atlases // Proc. of 12-th IAPR international conference on pattern recognition. V. 1. — Jerusalem, Israel, 1994. — P. 576—557.
10. System for Analysis of Medical Images of Histological Objects / A. M. Nedzved, S. V. Ablameyko, B. V. Nalibotsky, Y. G. Pilych // Pattern Recognition and Image Analysis. — V. 11. — № 4. — 2001. — P. 732—742.
11. Ritter G. X., Wilson J. N. Handbook of Computer Vision Algorithms in Image Algebra. — CRC Press, Boca Raton, Florida, USA, 1996. — 357 p.

12. Sanniti di baja G., Thiel E. Computing and comparing distancedriven skeleton // Proc. of 2nd international workshop on visual form. — Italy, 1994. — P. 475—486.
13. Gamba P., Marazzi A. A comparison between wavelet and threshold detection of rain patterns from radar data // Proc. of sixth international conference on image processing and its applications. — 1997. — V. 2. — P. 541—545.
14. Identification of retinal vessels by color image analysis / V. Rakotomalala, L. Macaire, J.-G. Postaire, M. Valette // Machine graphics & vision. — 1998. — V. 7. — № 4. — P. 725—743.
15. Image manipulation using M-filters in a Pyramidal computer model / M. E. Montiel, A. S. Agueado, M. A. Garza-Jinich et al. // IEEE trans. on pattern analysis and machine intelligence. — 1995. — V. 17, 111. — P. 1110—1115.
16. G. D. Joshi, J. Sivaswamy. Colour Retinal Image Enhancement based on Domain Knowledge // Sixth Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing (ICVGIP'08), 2008, Pp. 591—598.
17. J. Soares, J. Leandro, R. Cesar Jr., H. Jelinek, M. Cree. Retinal Vessel Segmentation Using the 2-D Gabor Wavelet and Supervised Classification // IEEE Transactions of Medical Imaging, Vol. 25, No. 9, 2006, — Pp. 1214—1222.
18. M.Welk, M. Breub, O.Vogel. Differential Equations for Morphological Amoebas // Lecture Notes in Computer Science, Vol. 5720/2009, 2009. — Pp. 104—114.
19. M. Patasius, V. Marozas, D. Jegelevicius, A. Lukosevicius. Recursive Algorithm for Blood Vessel Detection in Eye Fundus Images : Preliminary Results // IFMBE Proceedings, Vol. 25/11, 2009. — Pp. 212—215.
20. S. Nagashima, K. Ito, T. Aoki, H. Ishii, K. Kobayashi High Accuracy Estimation of Image Rotation using 1D Phase-Only Correlation // IEICE Trans.Fund. v. E92-A. — P. 235—243, 2009.
21. Левашкина, А. О. Сравнительный анализ супервизорных критериев оценки качества сегментации изображений / А. О. Левашкина, С. В. Поршнев // Информационные технологии. — 2009. — № 5. — С. 52—57.
22. Петров Е. П. Вычисление статистической избыточности статических изображений / Е. П. Петров, Медведева Е. В. // Вопросы радиоэлектроники, сер. РЛТ, 2008, вып.3 — Москва, 2008. — С. 76—83.

Надійшла до редакції 10.11.2014 р.

КОЖЕМ'ЯКО ВОЛОДИМИР ПРОКОПОВИЧ — д. т. н., професор, завідувач кафедри лазерної та оптоелектронної техніки, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна.

МАРТЬЯНОВА ТЕТЯНА АНДРІЇВНА — аспірантка кафедри лазерної та оптоелектронної техніки, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця, Україна.