

Павлов С.В., д.т.н.,  
 Азаров О.Д., д.т.н.,  
 Вовкотруб Д. В.,  
 Бабюк Н.П.

## ЗАСТОСУВАННЯ ОПТИКО-ЕЛЕКТРОННИХ ТЕХНОЛОГІЙ ДЛЯ ОБРОБЛЕННЯ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ ШЛЯХОМ ФОРМУВАННЯ ІНФОРМАЦІЙНИХ ОЗНАК

Вінницький національний технічний університет

*Проаналізовано низку сучасних методів та алгоритмів обробки зображень, а саме: фільтра Кірша, нелінійних фільтрів Роберта та Собела, методів Уолесса та SUSAN, а також реалізовано програмне забезпечення для застосування цих методів на прикладі томограм ока отриманих за допомогою оптичного когерентного томографа*

### Вступ

Розвиток нових технологій і цифрової техніки за останнє десятиліття призвів до появи великої кількості нових методів діагностики і візуалізації. У дослідників з'явилися нові можливості впливати на процес візуалізації медичного зображення для якісної діагностики. В залежності від виду обстеження, постала необхідність самостійного визначення алгоритму обробки зображень.

Потужність сучасних процесорів персональних комп'ютерів і графічних засобів візуалізації здатна забезпечити практично будь-які запити по обробленні медичних зображень, а інструментом для діагностичного процесу може служити робоча станція з програмно-апаратним забезпеченням обробки і візуалізації медичних зображень. Зміни параметрів оброблення, відображаються на біомедичному зображенні. Управління таким інструментарієм має знаходитися весь час під рукою дослідника для роботи в реальному часі. За рахунок додавання нових засобів оброблення зображень, відбувається перенасичення інтерфейсу управління, але це компенсується можливістю застосування функцій обробки, які не характерні для стандартних методик візуалізації, що дозволяють створювати діагностично значимі зображення.

Тому дослідники в даній галузі намагаються знайти оптимальну технологію оброблення біомедичних зображень, завдяки визначенню їх основних інформаційних ознак. В цій області

працюють такі організації: *Radiometer, Cas Medical System, Simens, Melkon* і т.д.

### Мета дослідження

Провести аналіз теорій вимірювань величин відповідно до напрямку досліджень. Описати процедуру комплексних вимірювань, та на основі отриманих значень привести попередній аналіз біомедичних зображень.

### Постановка задачі дослідження

Для розв'язання задачі формування та визначення інформаційних ознак було запропоновано структуру процедури елементарних вимірювань.

Потрібно описати процедури комплексних вимірювань, що доцільно реалізувати для інформаційної технології. Використовуючи різні методи фільтрації, такі як: Кірша, Робертса, Собела, Уолесса та *SUSAN* нами були розроблені алгоритми фільтрації й сегментації біомедичних зображень.

### Процедура комплексних вимірювань

З точки зору медицини виміром, називають пізнавальний процес, у результаті якого можна отримати опис досліджуваного об'єкта у кількісних термінах, а також модель об'єкта, що пов'язана із окремими його характеристичними властивостями [1]. При цьому виділяються найбільш істотні властивості та ознаки об'єкта дослідження.

Виділимо основні напрямки застосування теорій вимірювань відповідно до напрямку досліджень (таблиця 1).

Таблиця 1. Основні напрямки застосування теорій вимірювань відповідно до напрямку досліджень

Напрямок	Властивість вимірювань	Застосування теорій вимірювань
Метрологія	Похибка вимірювань	Теорія похибок
Соціологія, психологія, системотехніка, кібернетика	Проблема вибору шкали для вимірювальної величини	Теорія шкал
Квантова фізика	Взаємодія мікрооб'єкта з вимірювальним приладом	Теорія квантово-механічних вимірювань
Інформатика	Похибка вимірювань, яка розглядається як «перешкода» у «вимірювальному каналі».	Інформаційна теорія вимірювальних пристроїв
Цифрова обчислювальна техніка	Спосіб отримання числового результату вимірювань	Алгоритмічна теорія вимірювань

### Застосування теорій вимірювань відповідно до напрямку досліджень

Загальна теорія вимірювань є деяким поєднанням окремих теорій.

Розрізняють фізичні і математичні моделі, які широко використовуються при описі процедури вимірювань. Під час медичних вимірювань використовують обидва типи моделей. Так, при вимірюваннях фізичних величин (вага, довжина, частота, електричний потенціал і т.д.) використовують фізичні моделі (еталони). При вимірюваннях таких характеристик, як стан здоров'я, стан імунної, серцево-судинної чи іншої систем, рівень інтелекту і т.п. використовують математичні моделі. У даному випадку можна говорити лише про математичні моделі у вигляді описів, сукупності

характеристик – часто їх також називають еталонами, що зручно, хоча і не зовсім коректно з метрологічної точки зору. У цьому розумінні нозологічна форма є різновидом математичної моделі хвороби.

Розрізняють вимірювання елементарні і комплексні [2]. Елементарне вимірювання являє собою процедуру порівняння значення характеристики (струм, напруга, сила, потужність, освітленість, вологість і т.д.) з набором еталонних значень, у результаті чого вибирається єдине еталонне значення, що мінімально відрізняється від значення вимірювальної характеристики. Структуру процедури елементарних вимірювань показано на рис. 1.

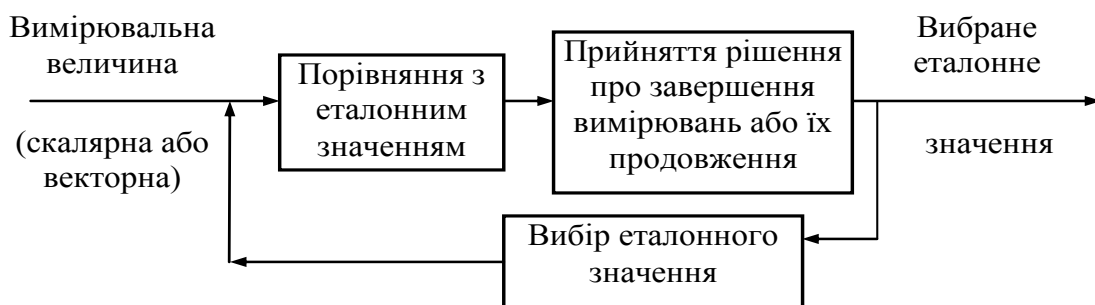


Рис. 1. Структура процедури елементарних вимірювань при створенні медичних експертних систем

Комплексне вимірювання за мету має вибір математичної моделі, паралельно вирішуючи і задачу конкретизації значень її

параметрів (задачу елементарних вимірювань). Схему процедури комплексних вимірювань, наведено на рис. 2.

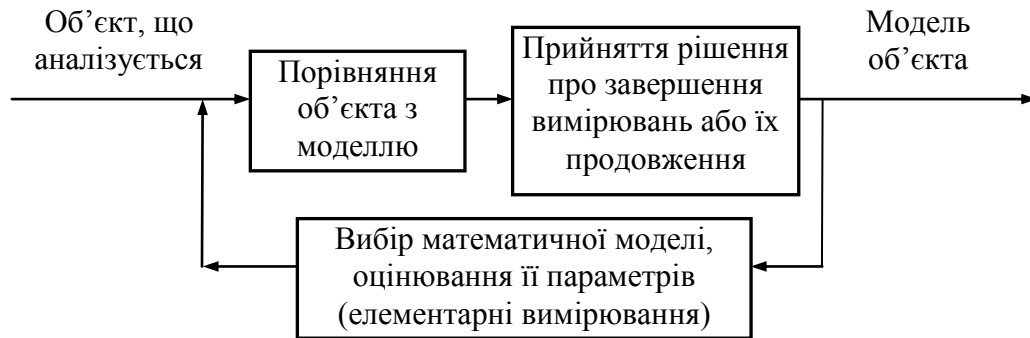


Рис. 2. Процедури комплексних вимірювань

Елементарні вимірювання відрізняються від комплексних лише рівнем складності математичних моделей. Так, у задачі медичної діагностики до елементарних можна віднести виміри температури, ваги, частоти серцевих скорочень й інших характеристик фізичного та психічного стану людини, що являють собою скалярні і векторні величини. До елементарних вимірювань, за визначенням [1], відносять і задачі медичної, психологічної діагностики, за вимірювальну величину виступає стан органа, системи, організму, психіки людини, що представляється безліччю значень симптомів, а результатом вимірів є нозологічна форма (математична модель хвороби).

Прикладом складних математичних моделей можуть слугувати зміни патологічних станів у часі (генезис, етіологія, прогнозування таких змін).

На основі базової процедури комплексних вимірювань доцільно реалізувати інформаційну технологію для оброблення біомедичних зображень.

### **Методи попереднього оброблення двовимірних біомедичних зображень (фільтрація, оконтурювання та нормалізація)**

При створенні високопродуктивних технологій, розвиток пристроїв оброблення та розпізнавання зображень буде розвиватися шляхом створення методів та алгоритмів паралельно-ієрархічного перетворення. Розроблення та створення апаратних спеціалізованих образних комп'ютерів на їх базі, є досить актуальним завданням.

Для реалізації оброблення біомедичної інформації необхідно проводити сегментацію біомедичних зображень. Виділення контурів використовується, в основному, для сегментації елементів зображення. Сегментація дозволяє виділити ділянки зображення, що здаються спостерігачеві однорідними.

Існує велика кількість різних підходів до виявлення границь на зображеннях. До найбільш розповсюджених методів відносять [2, 3, 4]:

- градієнтні методи - базуються на тому, що різним об'єктам на зображеннях відповідають області з порівняно однаковими значеннями яскравості, на границях яскравість істотно змінюється;

- використання других похідних. Для підкреслення перепадів яскравості зображення можна використовувати другі похідні (оператор Лапласа або лапласіан);

- посилення диференціальними операторами. Всі диференціальні оператори являють собою лінійні фільтри високих частот. Характерною рисою таких фільтрів є посилення не тільки границь, але й дрібномасштабного шуму. Причому, чим вищий порядок похідної, тим більше це посилення;

- детектор границь *Canny*. *John Canny* описав алгоритми виявлення границь, які з тих пір стали класикою в області виявлення границь. *Canny* виходив із трьох критеріїв, які повинен задовольняти детектор границь: достатнє виявлення (*Canny* трактував цю властивість як підвищення відношення сигнал/шум); нормальна локалізація (правильне визначення положення границі); єдиний відгук на одну границю. Із цих критеріїв потім будувалася цільова функція помилок, мінімізуючи яку, визначають «оптимальний» лінійний оператор для згортки зображення;

- метод активних контурів. Використовують для виявлення границь на зображенні, які отримуються під час вирішування задачі мінімізації функції енергії. Передбачається, що границя на

зображенні являє собою гладку лінію (лише для плоского зображення);

➤ алгоритм *SUSAN*. *Smith & Brady* звернули увагу на те, що сусідні точки однорідної області мають близьку до неї яскравість, а поблизу границі число сусідніх точок з однаковою яскравістю зменшується. Відповідно до такого трактування границі й був розроблений алгоритм детектора границь *SUSAN*. Крім границь цей метод виявляє й інші особливості на зображенні (кути, тонкі лінії і т.д.).

Нами в роботі були проаналізовані та розроблені алгоритми фільтрації й сегментації біомедичних зображень такими методами. Для достовірності оброблення біомедичних зображень доцільно застосовувати методи Кірша, Робертса, Собела, Уолесса та *SUSAN*.

Для прикладу ми використовували біомедичне зображення томограм ока, що були отримані за допомогою оптичного когерентного томографа. Однією із переваг даного методу дослідження є те, що можна проводити динамічне спостереження за розвитком патологічних процесів в оці, які досить важко побачити при використанні звичайного офтальмоскопа. Зміни які відбуваються в макулярній області дуже незначні і їх важко помітити діагносту, тому постає потреба у обробленні зображення, для виявлення інформаційних ознак, тієї чи іншої патології.

Фільтр Кірша працює із двовимірною апертурою  $3 \times 3$  (частиною зображення, з яким фільтр працює безпосередньо в даний момент часу). Крім того, якщо мова йде про вікно, що являє собою ряд елементів зображення ( $[X][X][X]$ ), то таке перетворення називається одновимірне; відповідно, існує й двовимірне перетворення.

Апертура має такий вигляд:

$A_0$	$A_1$	$A_2$
$A_7$	$F$	$A_3$
$A_6$	$A_5$	$A_4$

$$S_i = A_i + A_{i(+1)} + A_{i(+2)}$$

$$T_i = A_{i(+3)} + A_{i(+4)} + A_{i(+5)} + A_{i(+6)} + A_{i(+7)}$$

Спочатку в циклі знаходяться всі значення змінних  $S_i$  й  $T_i$ , де  $i$  змінюється від 0 до 7, за наведеними вище формулами, у яких «(+))» означає додавання за модулем 8.

Далі знаходяться значення модулів різниці  $|5 \cdot S_i - 3 \cdot T_i|$  для кожного  $i$  від 0 до 7 і значення максимуму серед цих модулів:

$$F' = \max_{i=0..7} (|5 \cdot S_i - 3 \cdot T_i|).$$

Остаточне значення  $F'$  заноситься в елемент  $F$ , після чого робоче вікно зсувається (рис. 3).

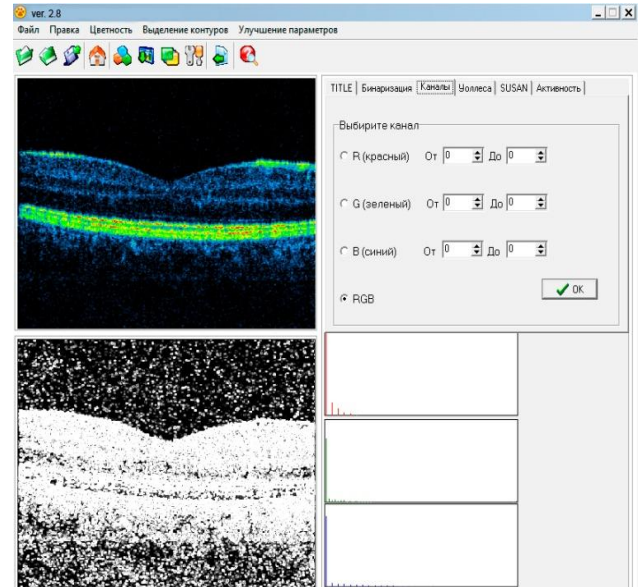


Рис. 3. Результат застосування фільтра Кірша при обробленні томограми ока

Нелінійний фільтр Робертса – це нелінійний метод контрастування, який використовує операції двовимірного дискретного диференціювання. Фільтр Робертса оперує квадратною апертурою розміром  $2 \times 2$ , вагова функція якої приймається тотожно рівною одиниці:

$A$	$C$
$B$	$D$

$$A' = |A - D| + |B - C| = \sqrt{(A - D)^2 + (B - C)^2}.$$

Друга форма запису (із квадратним коренем) працює повільніше, але точніше. Остаточне значення  $A'$  заноситься в елемент  $A$ , після чого робоче вікно зсувається.

Фільтр Робертса досить ефективно виділяє границі, але при цьому погано справляється з високочастотним шумом, хоча низькочастотний шум з невеликою (до 50 %) амплітудою майже не впливає на сегментацію (рис. 4).

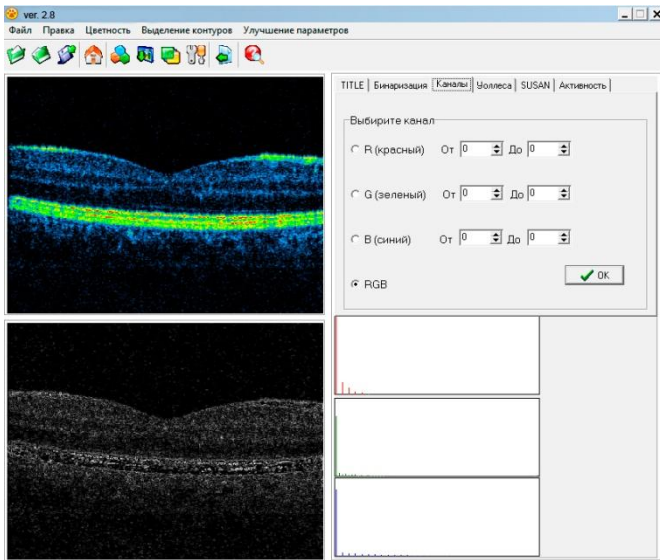


Рис. 4. Результат застосування нелінійного фільтра Робертса при обробленні томограми ока

Алгоритм фільтрації за Робертсом є найпростішим (а значить і найшвидшим, що не менш важливо при обробленні графіки) зі всіх розглянутих вище алгоритмів.

Нелінійний фільтр Собела – нелінійний оператор контрастування, що використовує апертуру  $3 \times 3$ .

$A_1$	$A_2$	$A_3$
$A_8$	$F$	$A_4$
$A_7$	$A_6$	$A_5$

$$X = (A_3 + 2) \cdot (A_4 + A_5) - (A_1 + 2) \cdot (A_8 + A_7)$$

$$Y = (A_1 + 2) \cdot (A_2 + A_3) - (A_7 + 2) \cdot (A_6 + A_5)$$

Спочатку знаходяться значення змінних  $X$  та  $Y$  за наведеними вище формулами. Далі знаходиться нове значення центрального елемента

$$F' = \sqrt{X^2 + Y^2}$$

Остаточне значення  $F'$  заміщує елемент  $F$ , після чого робоче вікно зміщується (рис. 5).

Фільтр Собела також досить ефективно виділяє границі, але при цьому погано справляється з високочастотним шумом (НЧ шум з невеликою (до 50 %) амплітудою, як і фільтр Роберта, забирає майже повністю).

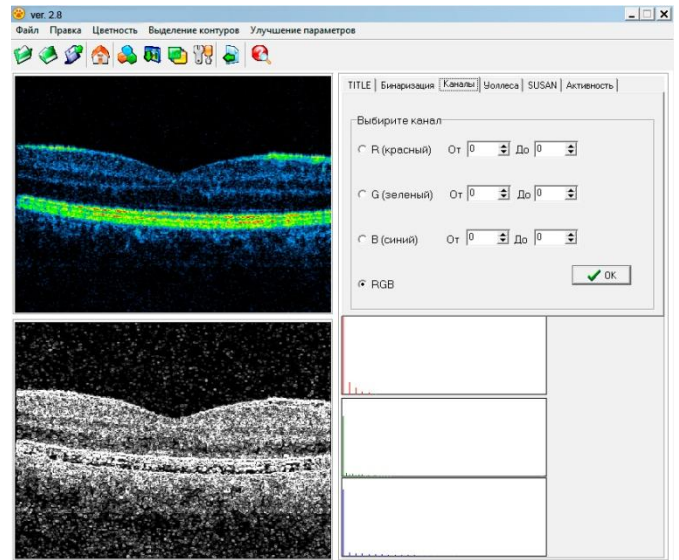


Рис. 5. Результат застосування нелінійного фільтра Собела при обробленні томограми ока

Як перевагу фільтрів Робертса й Собела можна назвати поглинання низькочастотного шуму з невеликою (до 0,5) амплітудою. Але якщо на зображення накладено високочастотні імпульсні завади, перед застосуванням цих фільтрів, зображення потрібно очистити за допомогою низькочастотних фільтрів (наприклад, медіанного двовимірного фільтра).

Метод Уоллеса працює із двовимірною апертурою  $3 \times 3$ :

$A_0$	$A_1$	$A_2$
$A_7$	$F$	$A_3$
$A_6$	$A_5$	$A_4$

$$F' = \frac{LN\left(\frac{F}{A_1} \cdot \frac{F}{A_3} \cdot \frac{F}{A_5} \cdot \frac{F}{A_7}\right)}{4}$$

Знаходимо нове значення центрального елемента за наведеною вище формулою; при цьому, якщо знаменник ( $A_i$  з непарними значеннями  $i$ ) дорівнює нулю, то до нього й до чисельника додається одиниця. Остаточне значення  $F'$  заноситься на місце  $F$  (рис. 6).

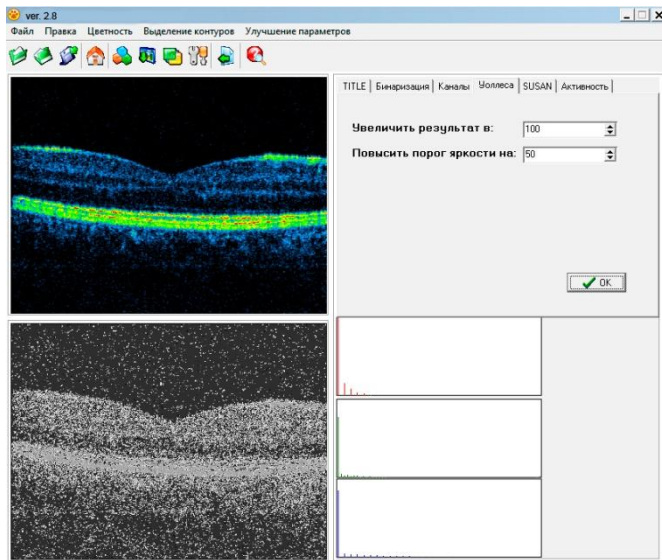


Рис. 6. Результат застосування методу Уолесса при обробленні томограми ока

Метод *SUSAN*. Основна ідея *SUSAN* – це те, що сусідні пікселі кожної точки в однорідній області мають близьку до неї яскравість, а поблизу границі число сусідів з однаковою яскравістю зменшується. Крім границь цей метод виявляє й інші особливості на зображенні (кути, тонкі лінії й т. п.).

Навколо кожного пікселя зображення будується маска, центральний піксел якої називається ядром (найчастіше використовується кругла маска з радіусом 3,4 пікселя, що включає 37 пікселів, або традиційна квадратна маска  $3 \times 3$ ). Піксели в межах маски, утворюють область *SUSAN* (*Univalue Segment Assimilating Nucleus* – однорідний сегмент, асимільований ядром). Для виявлення двовимірних особливостей і границь використовується розмір, центр ваги й інші ознаки *SUSAN*. Такий підхід виявлення особливостей відрізняється від відомих методів тим, що не використовує похідні зображення й, отже, не має необхідності в попередньому зменшенні шуму.

Розглянемо детектор границь *SUSAN*. Як було сказано вище, цей алгоритм використовує круглу маску з 37 пікселів або традиційну  $3 \times 3$ . Маска міститься в кожній точці зображення, і яскравість кожної точки маски порівнюється з ядром (центральною точкою). Вихідне найпростіше рівняння такого порівняння має вигляд:

$$c(\vec{r}, \vec{r}_0) = \begin{cases} 1 & \text{if } |I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)| \leq \Delta; \\ 0 & \text{if } |I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)| > \Delta. \end{cases} \quad (1)$$

Порівняння проводиться для кожної точки маски й у підсумку підраховується  $n$  як сума  $c$

$$n(\vec{r}_0) = \sum_{\vec{r}} c(\vec{r}, \vec{r}_0). \quad (2)$$

Значення  $n$  дає кількість пікселів в *SUSAN*, тобто площу *SUSAN*. Цей алгоритм максимально спрощений. Варто врахувати, що параметр

$\Delta$  – різний для кожного зображення і у програмній реалізації повинен бути керованим.

Далі, для знаходження границі  $n$  порівнюється з «геометричним порогом»  $g$ , що для більшості зображень можна прийняти на рівні

75 % від  $n_{\max}$ . Реакція на границю має вигляд:

$$R(\vec{r}_0) = \begin{cases} g - n(\vec{r}_0) & \text{якщо } n(\vec{r}_0) < g; \\ 0 & \text{інакше.} \end{cases} \quad (3)$$

Описаний алгоритм достатньо непоганий, однак для більш стабільних й правильних результатів, особливо при обробленні кольорових або високо-градуированих сірих зображень, доцільно використовувати замість функції (1) наведену нижче функцію:

$$c(\vec{r}, \vec{r}_0) = e^{-\left(\frac{I(\vec{r}) - I(\vec{r}_0)}{\Delta}\right)^6}. \quad (4)$$

Для підвищення надійності алгоритму можна використати центр гравітації (ваги) *SUSAN* й основний напрямок симетрії. Алгоритм *SUSAN* при досить високій якості зображення може ідеально правильно показати всі особливості форми об'єкта (або об'єктів) зображення (рис. 7).

Найважливішою операцією попередньої обробки дискретизованого зображення є фільтрація амплітудного і геометричного шумів, що є результатом зовнішніх і внутрішніх шумових впливів на процеси формування, реєстрації, перетворення і передачі дискретизованого зображення.

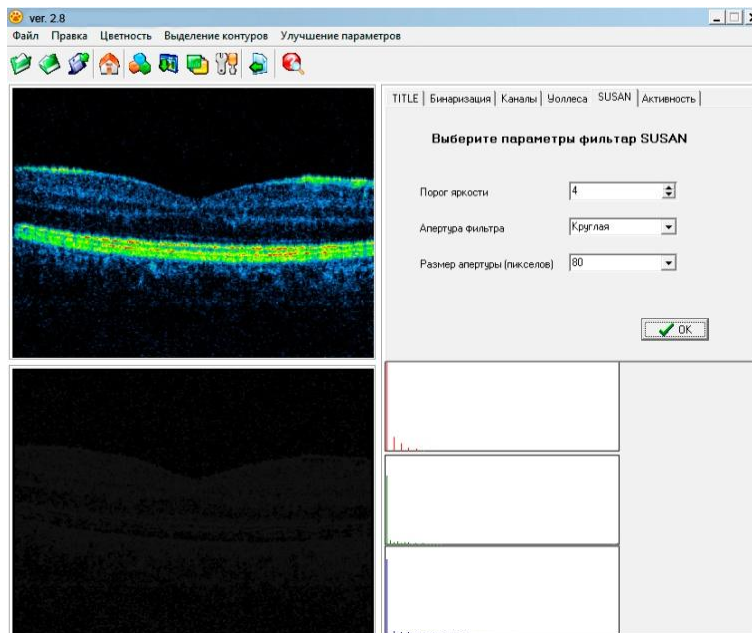


Рис. 7. Результат застосування методу *SUSAN* при обробленні томограми ока

Таким чином було розглянуто низку сучасних методів та алгоритмів обробки зображень, а саме: фільтра Кірша, нелінійних фільтрів Роберта та Собела, методів Уолесса та *SUSAN*, а також реалізовано програмне забезпечення для застосування цих методів на прикладі томограм ока отриманих за допомогою оптичного когерентного томографа. Найбільш інформативним для сегментації зображень є метод на основі фільтра Кірша та метод на основі нелінійного фільтра Собела.

### **Висновки**

В результаті проведеної роботи була отримана процедура комплексних вимірювань, а на основі отриманих значень було зроблено попередній аналіз біомедичних зображень. Оброблення було проведено за допомогою таких методів фільтрації: Кірша, Робертса, Собела, Уолесса та *SUSAN*. Було розроблено алгоритм фільтрації й сегментації біомедичних зображень. Це нам дало можливість визначити найбільш оптимальні методи для сегментації зображення, в даному випадку ми використовували томограму макулярної області сітківки ока. Вона дає повну інформацію про стан макулярної зони сітківки при діагностуванні зору, яку звичайними

неінвазивними методами дослідження отримати неможливо.

### **Список літератури**

1. Застосування КВП-перетворень в засобах представлення інформації / [Кожем'яко В.П., Павлов С.В., Понура О.І., Кожем'яко К.В.] // Вимірювальна та обчислювальна техніка в технологічних процесах. – 2000. – № 1. – С. 101-106.
2. Кожем'яко В. П. Оптико-електронні методи і засоби для обробки та аналізу біомедичних зображень: монографія / Кожем'яко В.П., Павлов С.В., Станчук К. \І. – Вінниця: «УНІВЕРСУМ-Вінниця», 2006. – 203 с.
3. Русин Б. П. Системи синтезу, обробки та розпізнавання складноструктурованих зображень / Русин Б. П. – Львів : Вертикаль, 1997. – 264 с.
4. Yang L., Meer P., Foran D. Unsupervised segmentation based on robust estimation and color active contour models // IEEE Trans. on Information Technology in Biomedicine. – 2005. – V. 9. – P. 475–486.