

DOI: <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2022-48-13>

УДК 621.391:519.728

Ломоносов Юрій В'ячеславович, к.т.н., доцент

<https://orcid.org/0000-0002-6115-6194>

Національний аерокосмічний університет ім. М.С. Жуковського «ХАІ», м. Харків, Україна

## МЕТОДИ ВИДІЛЕННЯ КОНТУРІВ ПРИ БАГАТОМАСШТАБНОМУ АНАЛІЗІ МЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ

**Ломоносов Ю.В. Методи виділення контурів при багатомасштабному аналізі медичних зображень.** Проводиться короткий огляд існуючих методів сегментації зображень на основі виділення контурів. Розглядаються форми операторів, які широко застосовуються при обробці медичних зображень, надаються характеристики цих методів, їх переваги та недоліки. Паралельно з цими методами розглядається вейвлет аналіз зображень для стиснення їх загального обсягу. В якості приклада обраний алгоритм Маала, який базується на застосуванні квадратурних дзеркальних фільтрів при розкладанні та відновленні зображень на кожному етапі обробки. Більш детально розглянутий алгоритм MSEC (Multi Scale Edge Compensation), який є модифікацією алгоритму Маала. Головна відмінність цієї модифікації полягає в тому, що при кожному кроці обробки застосовується не пара квадратурних дзеркальних фільтрів, як це відбувається у алгоритмі Маала, а тільки один з них. Перед тим, як застосувати дію цього фільтру зображення обробляється оператором типу гауссіан, який є симетричним низькочастотним фільтром і згладжує перепади яскравості на площині зображення. Цей контур зберігається окремо для кожного етапу обробки зображення. Значною перевагою цього алгоритму є його швидкість в порівнянні з алгоритмом Маала, це відбувається за рахунок того, що застосовується тільки один фільтр, а не пара фільтрів. Така модифікація не відображується на якісних і кількісних показниках обробки зображень, але при цьому на кожному етапі розкладання застосовується один і той же оператор гауссіан для відокремлення контуру, ця процедура повторюється рекурентно до завершення обробки зображення. Характеристики оператора виділення контуру можуть змінюватися, але на кожному етапі розкладання вони однакові. Пропонується можливість застосування відомих методів сегментації медичних зображень при використанні багатомасштабного аналізу на кожному етапі розкладання. В якості багатомасштабного аналізу розглядається можливість застосування модифікації алгоритму Маала, що базується на класичному вейвлет перетворенні зображень, це - MSEC (Multi Scale Edge Compensation). Даний метод може бути використаний при обробці, пошуку і сегментації об'єктів дослідження на медичних зображеннях.

**Ключові слова:** медичні зображення, вейвлет аналіз, виділення контурів.

**Lomonosov Yu. Methods of selecting contours in multi-scale analysis of medical images.** A brief overview of existing image segmentation methods based on contour selection is given. The forms of operators that are widely used in medical image processing are considered, the characteristics of these methods, their advantages and disadvantages are given. In parallel with these methods, wavelet analysis of images is considered for compression of their total volume. As an example, Maal's algorithm is chosen, which is based on the application of quadrature mirror filters in the decomposition and restoration of images at each stage of processing. The MSEC (Multi Scale Edge Compensation) algorithm, which is a modification of Maal's algorithm, is considered in more detail. The main difference of this modification is that at each processing step, not a pair of quadrature mirror filters is used, as is the case in Maal's algorithm, but only one of them. Before applying the effect of this filter, the image is processed by a Gaussian-type operator, which is a symmetric low-pass filter that smooths out brightness differences on the image plane. This contour is stored separately for each stage of image processing. A significant advantage of this algorithm is its speed compared to Maal's algorithm, this is due to the fact that only one filter is used, and not a pair of filters. Such a modification is not reflected in the qualitative and quantitative indicators of image processing, but at the same time, at each stage of decomposition, the same Gaussian operator is used to separate the contour, this procedure is repeated recursively until the image processing is completed. The characteristics of the contour selection operator may vary, but they are the same at each stage of the decomposition. The possibility of applying known methods of segmentation of medical images when using multi-scale analysis at each stage of decomposition is proposed. As a multi-scale analysis, the possibility of applying a modification of Maal's algorithm based on the classic wavelet transformation of images, i.e. MSEC (Multi Scale Edge Compensation), is considered. This method can be used in the processing, search and segmentation of research objects on medical images.

**Keywords:** medical images, wavelet analysis, contour selection.

**Вступ.** Об'єкти дослідження на медичних зображеннях, які використовуються в ранній діагностиці, за звичай бувають невеликими за розмірами і мало контрастними в порівнянні з оточуючим середовищем. Це, в більшій мірі, стосується: рентгеновських комп'ютерних томографічних зображень (КТ), магнітно - резонансних томографічних зображень (МРТ), мікроскопічних зображень при виділенні еритроцитів на зображенні крові і т.і. При всіх цих випадках, одним з головних завдань досліджень стає – сегментація цих зображень. Крім того, на зображеннях завжди присутні шуми, викривлення, текстурні області, які схожі з об'єктом. Все це ускладнює процес виділення об'єктів та коректного відображення їх границь, тому алгоритми контуризації та сегментації відіграють дуже важливу роль у процесі обробки медичних зображень.

**Мета роботи** – Це є досягнення більш високої якості сегментації медичних зображення на основі контуризації інформативних областей всього зображення.

© Ломоносов Ю.В.

**Данні дослідження.** На сучасному етапі розвитку інформаційних технологій, при вирішенні дослідницьких задач, які пов'язані з сегментацією зображень найбільш активно застосовують методи знаходження та виділення контурів об'єктів які майже не залежать від кольору, яскравості і містять необхідну інформацію для подальшої класифікації об'єкта.

До таких методів можна віднести використання операторів Собела і Превітта. У оператора Собела вплив шуму трохи менше, ніж у оператора Превітта. У кожній з масок сума коефіцієнтів дорівнює нулю.

Маски оператора Превітта:

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

Маски оператора Собела:

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

В операторі Собела використовується ваговий коефіцієнт 2 для середніх елементів. Це збільшене значення використовується для зменшення ефекту згладжування за рахунок надання більшої ваги середніх точок. Цим операторам властива висока чутливість до шумів і орієнтації кордонів областей, а також можливість появи розривів в контурі. На рис. 1 і 2 наводяться приклади застосування операторів Собела і Превітта.

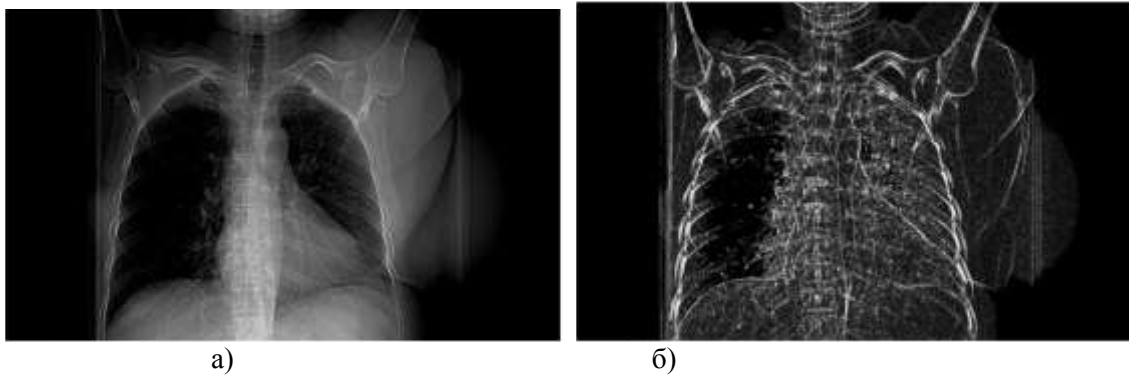


Рис.1. а) початкове зображення, б) зображення після застосування оператора Собела.

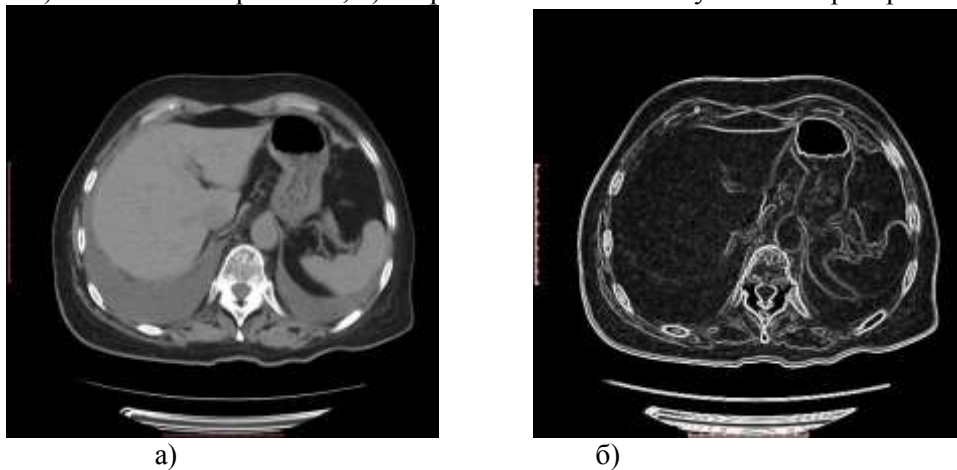


Рис.2. а) початкове зображення, б) зображення після застосування оператора Превітта.

Детектор кордонів Canny орієнтується на три основні критерії: гарне виявлення (підвищення відносини сигнал/шум); хороша локалізація (правильне визначення положення кордону); єдиний відгук на один кордон. З цих критеріїв будується цільова функція вартості помилок, мінімізацією якої знаходиться «оптимальний» лінійний оператор для згортки із зображенням. Недоліками цього методу є складність його реалізації і велика ресурсна ємність, а також те, що можливе де яке округлення кутів об'єкта, що призводить до зміни параметрів контуру. До переваг методу можна віднести слабку чутливість до шумів і орієнтації кордонів областей, то, що він чітко виділяє контур і дозволяє виявляти внутрішні контури об'єкта. Крім того алгоритм виключає помилкове виявлення контуру там, де об'єктів немає. На рис. 3 приведено результат застосування метода Canny.

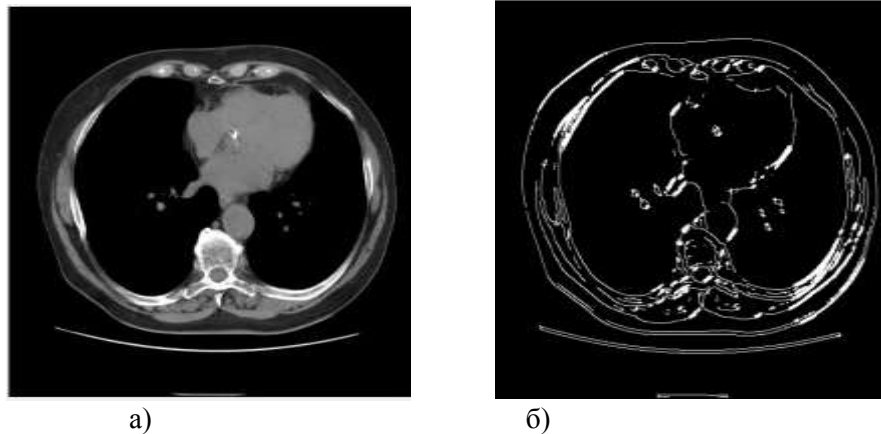


Рис. 3. а) комп'ютерна томограма з об'єктом дослідження, б) результат застосування метода сегментації Canny.

Для вирішення завдання виділення перепадів яскравості, також застосовують диференціальні оператори більш високого порядку. До них відноситься оператор Лапласа:

$$\Delta^2 f(x_1, x_2) = \frac{\partial^2 f(x_1, x_2)}{\partial x_1^2} + \frac{\partial^2 f(x_1, x_2)}{\partial x_2^2}.$$

У дискретному випадку оператор Лапласа можна реалізувати у вигляді процедури лінійної обробки зображення ввікном 3x3. Другі похідні можна апроксимувати другими різницями:

$$\frac{\partial^2 f(x_1, x_2)}{\partial x_1^2} = f(n_1 + 1, n_2) - 2f(n_1, n_2) + f(n_1 - 1, n_2),$$

$$\frac{\partial^2 f(x_1, x_2)}{\partial x_2^2} = f(n_1, n_2 + 1) - 2f(n_1, n_2) + f(n_1, n_2 - 1).$$

Імпульсна характеристика фільтра для оператора Лапласа:

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

Основним недоліком лапласіан є дуже висока чутливість до шумів. Крім того можливі появи розривів в контурі, а також їх подвоєння. До його переваг можна віднести те, що він нечутливий до орієнтації кордонів областей. На рис. 4 приведений результат застосування оператора Лапласа до медичного зображення.

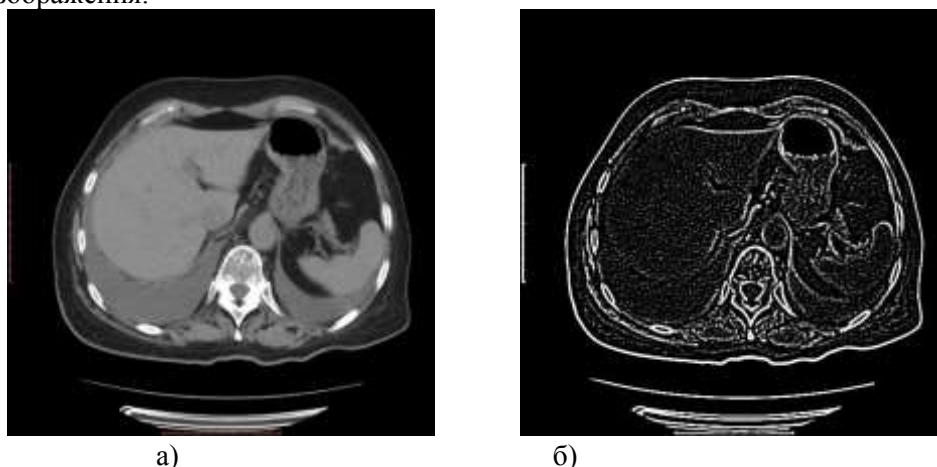


Рис. 4. а) комп'ютерна томограма з об'єктом дослідження, б) результат застосування метода Лапласа.

Всі приведені методи мають свою переваги і недоліки, але їх всіх об'єднує одна властивість – обробку кожного зображення для дослідження його властивостей можна проводити з застосування тільки одного метода контуризації.

Паралельно з цими методами контуризації і сегментації широко використовується алгоритм Маала та його модифікація MSEC (Multi Scale Edge Compensation), де замість пари квадратурних дзеркальних фільтрів використовується тільки один високочастотний фільтр і виділення контуру на кожному етапі розкладання зображення. Ці алгоритми застосовуються у мультимедійних (графічних) форматах для стиснення зображень на основі вейвлет аналізу. Основна ідея цієї модифікації полягає у наступному. [1, с. 28-34; 2, с. 700-713; 3, с. 85-90].

Пряме вейвлет перетворення за алгоритмом Маала на  $n$ -ому кроці здійснюється за виразами [3, с. 70-83]

$$d_i^{n+1} = \sum_k g_k c_{2i+k}^n \quad \text{и} \quad c_i^{n+1} = \sum_k h_k c_{2i+k}^n, \quad (1)$$

Де кінцеві набори чисел  $h = \{h_k\}$  та  $g = \{g_k\}$  пов'язані співвідношенням  $g_i = (-1)^i h_{-i}$ , однозначно визначаються масштабною функцією і мають назву квадратурні дзеркальні фільтри. Відновлення зображення здійснюється за допомогою рекурентної формули

$$c_i^n = \sum_k h_{i-2k} c_k^{n+1} + \sum_k g_{i-2k} d_k^{n+1} \quad (2)$$

Вирази (1), (2) визначають пряме та зворотне вейвлет перетворення за алгоритмом Маала. Процес розкладання одного етапу показаний на рис. 5, 6.

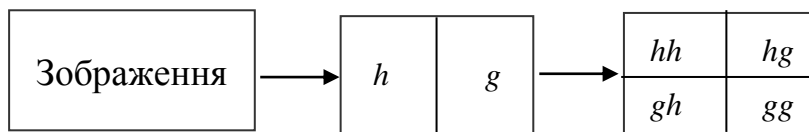


Рис.5 Схема розкладання зображення за алгоритмом Маала.

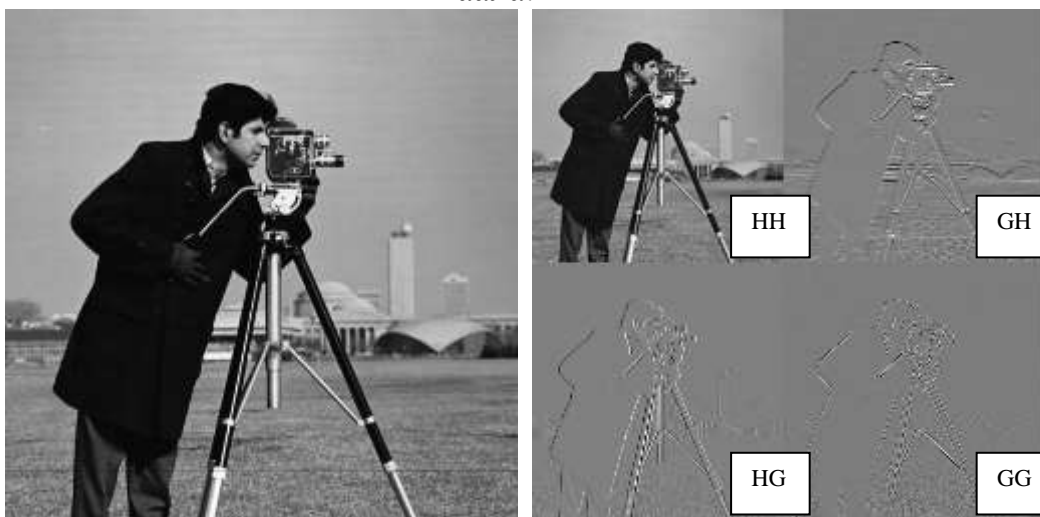


Рис. 6 Приклад одного кроку розкладання тестового зображення.

Метод MSEC можна віднести до техніки кодування зображень, яка ґрунтується на інтелектуальних методах сегментації і автоматичної класифікації зображень [4, с. 29-36; 5, с. 363-375]. Основна ідея, при розкладанні зображення методом MSEC, зводиться до наступних кроків:

1. Зображення поділяється на фон і контур і контур зберігається.
2. Застосовується вейвлет перетворення фону. В результаті залишиться тільки

низькочастотний прямокутник  $hh$ , рис. 5, 6.

Ця процедура рекурентним чином застосовується до прямокутника  $hh$ , як до початкового зображення. Схематично один крок такого розкладання показаний на рис. 7.



Рис. 7 MSEC схема одного кроку розкладання зображення.

В якості оператора, який здійснює процедуру розподілу зображення на фон і контур застосовується перетворення  $H$  типу гауссіана, що діє за правилом:  $H \{x_{ij}\} = \{\xi_{ij}\}$ , де  $\xi_{ij} = \frac{1}{4}(x_{i-1,j} + x_{i+1,j} + x_{i,j-1} + x_{i,j+1})$  (див. рис. 8).

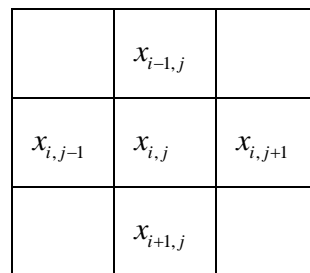


Рис 8. Схема визначення контуру в точці зображення  $x_{i,j}$ .

Перетворення  $H$  є симетричним низькочастотним фільтром, який згладжує перепади яскравості на площині зображення. Зазвичай використовують евристичне правило, де число ненульових значень в контурі має становити 3% - 9% від загального числа точок в зображенні.

Алгоритм розкладання зображень реалізований в схемі кодування зображень одним фільтром ( $h$ ) і компенсацією контурів в площині вейвлет коефіцієнтів (MSEC), схематично представлений на рис. 9.

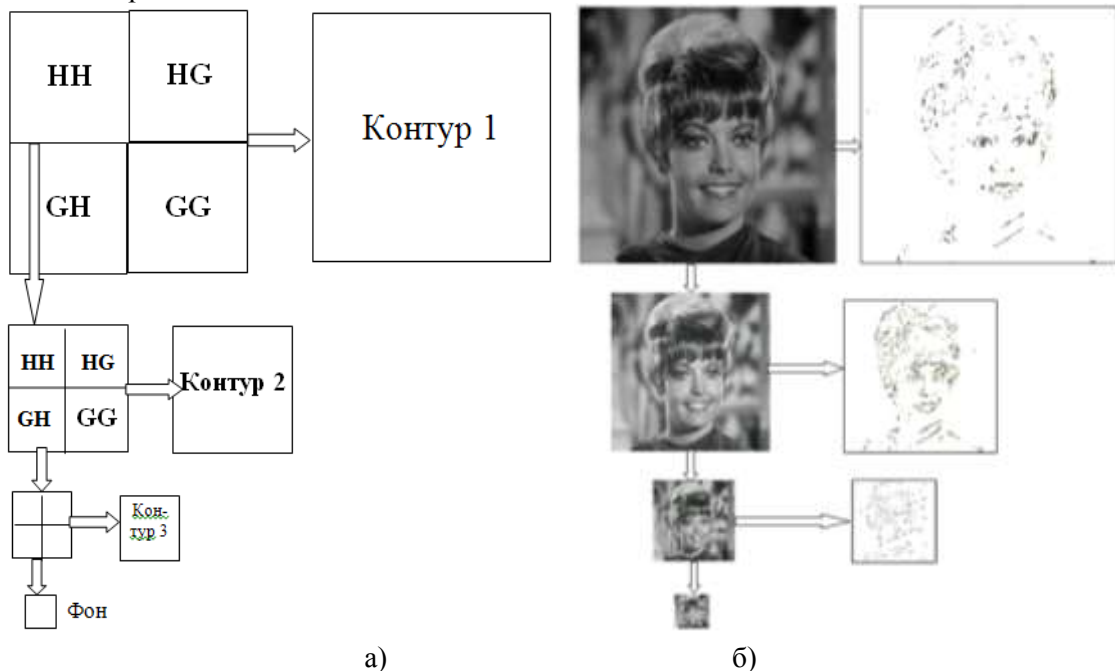


Рис.9. а) Схема розкладання зображення алгоритмом MSEC б) Приклад розкладання тестового зображення алгоритмом MSEC.

Головна мета даної роботи - це запропонувати на кожному етапі розкладання за алгоритмом MSEC використовувати окремий оператор сегментації (рис. 1-4) замість оператора гауссіана (рис. © Ломоносов Ю.В.



8). Такий підхід надасть можливість послідовно застосовувати один і той же оператор сегментації при кожному кроці розкладання зображення, або використовувати декілька різних операторів сегментації в обраній послідовності. На жаль, у даному випадку дуже складно привести кількісні показники якості запропонованого метода сегментації, але ця робота носить скоріше прикладний та рекомендований характер.

**Висновки.** Контури дуже часто служать основою формування різноманітних ознак для опису зображень та об'єктів на них. Головне завдання алгоритмів виділення граничних елементів, це отримання бінарного зображення, яке містить замкнуті області об'єктів зображення. Відносно медичних зображень, то такими областями можуть бути границі органів, вени, МРТ, а також пухлини.

Застосування відомих операторів сегментації дозволяє вирішувати такі завдання при дослідженні медичних зображень, але як відомо, кожен з цих методів має свої переваги та недоліки. При чому, застосовувати тій чи інший оператор сегментації можливо тільки один раз на зображенні, яке досліджується.

Використання вейвлет аналізу медичних зображень надає додаткові можливості при їх багатомасштабному розкладанні. При використанні багатомасштабного аналізу на основі вейвлет перетворень модифікованого алгоритму MSEC можливо послідовно, декілька разів застосовувати один і той же оператор сегментації на кожному етапі розкладання для одного зображення. Також з'являється можливість послідовно використати декілька різних операторів сегментації на різних рівнях розкладання зображення. Такий підхід здатний покращити якість зображення, відновити пошкоджені зображення, провести сегментацію окремих його елементів і дає додаткові можливості при розпізнанні патологічних процесів, що є однією з найбільш важливих задач обробки та аналізу медичних зображень.

#### Список бібліографічного опису

1. Ivanov, V.G., Lyubarskiy, M.G., Lomonosov, J.V. (2007). Cutting of content redundancy of images on the basis of classification of objects and background. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, 39 (5), 27-36.
2. Гонсалес, Р., Вудс, Р. (2012). *Цифровая обработка изображений*. Техносфера, 1104.
3. Ломоносов, Ю.В. (2018). Вейвлет преобразование изображений с выделением контуров. *Науковий огляд*, 8 (51), 83-93.
4. Ivanov, V.G., Lomonosov, J.V., Lyubarskiy, M.G. (2009). Compression of Images on the Basis of Automatic and Indistinct Classification of Fragments. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, 41 (1), 27-39.
5. Ломоносов, Ю.В. (2018). *Методи та оператори виділення контурів при компресії реалістичних зображень. Інформаційні технології: сучасний стан та перспективи*. Діса Плюс, 462.

#### References

1. Ivanov, V.G., Lyubarskiy, M.G., Lomonosov, J.V. (2007). Cutting of content redundancy of images on the basis of classification of objects and background. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, no. 39 (5), 27-36. [in English].
2. Gonsales, R., Vuds, R. (2012). *Cifrovaja obrabotka izobrazhenij* [Digital image processing]. Tehnosfera, 1104. [in Russian].
3. Lomonosov, Ju.V. (2018). *Vejvlet preobrazovanie izobrazhenij s vydeleniem konturov* [Wavelet transformation of images with the selection of contours]. *Naukovij ogljad* [Scientific review], no. 8 (51), 83-93. [in Russian].
4. Ivanov, V.G., Lomonosov, J.V., Lyubarskiy, M.G. (2009). Compression of Images on the Basis of Automatic and Indistinct Classification of Fragments. *Journal of Automation and Information Sciences. Begel House Inc.*, no. 41 (1), 27-39. [in English].
5. Lomonosov, Yu.V. (2018). *Metody ta operatory vydilennia konturiv pry kompresii realistychnykh zobrazhen*. *Informatsiini tekhnolohii: suchasnyi stan ta perspektyvy* [Methods and operators of contour selection for compression of realistic images. Information technologies: current state and prospects]. Disa Plus, 462. [in Ukrainian].