

DOI 10.26886/2311-4517.1(86)2023.2

УДК 621.391:519.728

ОБРОБКА І АНАЛІЗ БІОМЕДИЧНИХ ЗОБРАЖЕНЬ МЕТОДАМИ ПРОСТОРОВОЇ ФІЛЬТРАЦІЇ

Юрій Ломоносов, кандидат технічних наук, доцент

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

e-mail: lomonosov@ukr.net

Національний аерокосмічний університет ім. М.Є. Жуковського
"Харківський авіаційний інститут", Україна, Харків

Розглядаються можливі варіанти застосування методів просторової фільтрації біомедичних зображень з метою вирішення задач класифікації досліджуваних об'єктів. Одними із напрямків вирішення задачі класифікації об'єктів на біомедичних зображеннях є використання методів просторової фільтрації для визначення і побудови границь перепаду яскравості на площині зображення. Методи визначення границь об'єктів на зображеннях можуть бути застосовані і при аналізі біомедичних зображень. Прості і швидкі алгоритми детектування границь, також можуть бути застосовані при вейвлет-аналізі зображень на кожному етапі розкладання при використанні модифікованого алгоритму Маала. Це дає додаткову можливість застосовувати комбінації будь яких методів виділення границь об'єктів на зображенні.

Ключові слова: Просторова фільтрація, біомедичні зображення, виділення границь об'єктів.

PhD, Associate Professor, Yu. Lomonosov Processing and analysis of biomedical images using spatial filtering methods/ National Aerospace University «Kharkiv Aviation Institute», Ukraine, Kharkiv

Possible options for the application of methods of spatial filtering of biomedical images in order to solve the problems of classification of the studied objects are considered. One of the ways to solve the problem of classification of objects on biomedical images is the use of spatial filtering methods to determine and construct the boundaries of the brightness difference on the image plane. The methods of determining the boundaries of objects in images can be applied in the analysis of biomedical images. Simple and fast border detection algorithms can also be applied in wavelet analysis of images at each stage of decomposition using a modified Maal algorithm. This gives an additional opportunity to apply combinations of any methods of highlighting the boundaries of objects in the image.

Keywords: Spatial filtering, biomedical images, selection of object boundaries.

Вступ. Стрімкий розвиток систем мультимедійних даних зумовили актуальність досліджень методів високоякісної обробки і аналізу зображень різної фізичної природи. Одним з найпоширеніших методів виділення об'єктів на зображеннях є сегментація. Цьому методу притаманні риси і детермінованого, і статистичного підходів. Під сегментацією, в широкому сенсі, розуміють перетворення напівтонових або кольорових зображень в зображення, що мають менше число тонів або кольорів, ніж вхідні. У вузькому сенсі сегментацією називають перетворення напівтонового зображення в бінарне, що містить всього два рівні яскравості [1, с.34-41]. При цьому об'єкт і фон розділені, на зображенні легко визначити число об'єктів, характеристики їх розташування, геометричні характеристики (площа кожного об'єкта, периметр, середній,

мінімальний, максимальний розміри) і, нарешті, ідентифікувати об'єкт [2, с. 28-30].

Дуже часто сегментація використовується для виділення областей, близьких за тоном і кольором. Разом з тим сегментація часто використовується для виділення областей, однорідних в сенсі деякої більш складної властивості (типу текстури). Такі області складають кластери на зображенні [3, с. 564-572].

На сучасному етапі розвитку методів обробки зображень застосовуються три основні способи сегментації зображень: 1) порогова, 2) шляхом нарощування областей, 3) шляхом виділення границь.

Постановка задачі. На сьогоднішній день досить актуальною бачиться завдання обробки і аналізу біомедичних зображень, які мають також свою специфіку і методи отримання, з точки зору виділення просторових границь об'єктів методами фільтрації.

Данні дослідження. Різним об'єктам на зображеннях відповідають області з більш-менш однаковими значеннями яскравості. На границях же яскравість істотно міняється. Мірою зміни деякої величини є її похідна. На зображенні величина яскравості змінюється в просторі. Просторова похідна — це градієнт, що крім величини має ще і напрямок, тобто являє собою вектор.

Величина або модуль вектора градієнта визначає "силу" границі, тобто наскільки в даній точці границі відрізняються яскравості об'єкта і його оточення. Напрямок вектора градієнта показує напрямок найбільшої зміни яскравості, тобто цей вектор спрямований перпендикулярно границі. Найчастіше напрямок границі не має значення, і в таких випадках досить визначити лише величину модуля градієнта. Коли ж цей напрямок становить інтерес, необхідно обчислювати повний вектор градієнта.

У двовимірному випадку зображення вектор градієнта яскравості визначається як:

$$\vec{G} = \frac{dI}{dx} \vec{i} + \frac{dI}{dy} \vec{j} \quad (1)$$

де \vec{i}, \vec{j} — одиничні вектора, спрямовані уздовж осей OX і OY відповідно. На дискретній сітці компонента вектора градієнта апроксимуються кінцевими різницями першого порядку:

$$\begin{aligned} G_x(i, j) &= I(i, j) - I(i+1, j) \\ G_y(i, j) &= I(i, j) - I(i, j+1) \end{aligned} \quad (2)$$

де G_y, G_x — вертикального і горизонтальна складового градієнта.

Максимальні значення градієнта відповідають ділянкам найбільшої зміни яскравості. На зображеннях, що містить строго однорідні області, ненульові значення градієнта будуть мати місце тільки на границях областей. На реальних зображеннях для визначення крапок границі після обчислення градієнта необхідна процедура поділу по порогу [4, с. 238-241].

Оптимальний вибір порога вимагає рішення Байесовській задачі класифікації, що стає складно, тому що вона вимагає апріорного знання умовних розподілів ймовірностей значень градієнта. Практично, однак, було виявлено, що більш прості методи, типу вибору порога по гистограмі на рівні 90 або 95 відсотків, працюють досить добре.

Для апроксимації першої похідної функції яскравості зображення звичайно застосовуються маски згортки виду

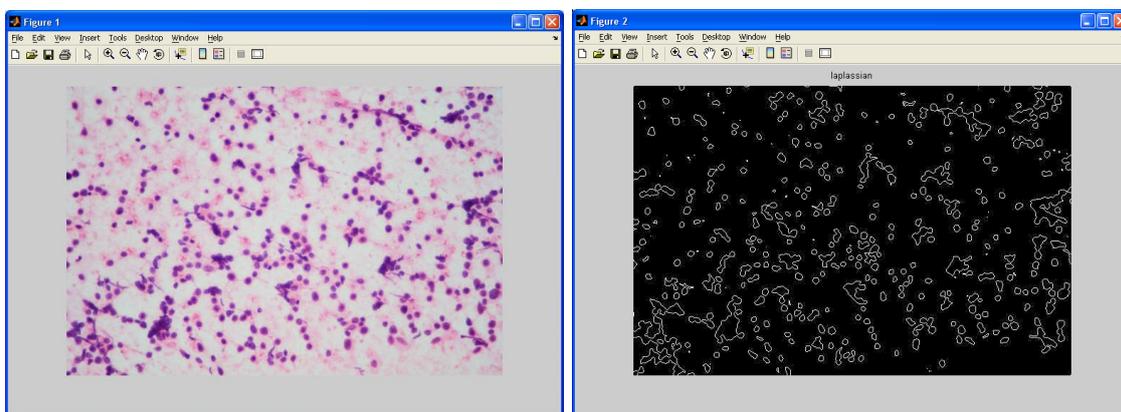
$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ c & 0 & -c \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\begin{bmatrix} -1 & -c & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & c & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Маска (3) враховує зміни яскравості в горизонтальному напрямку, а маска (4) враховує зміни яскравості у вертикальному. Значення c звичайне вибирається рівним 1 або 2.

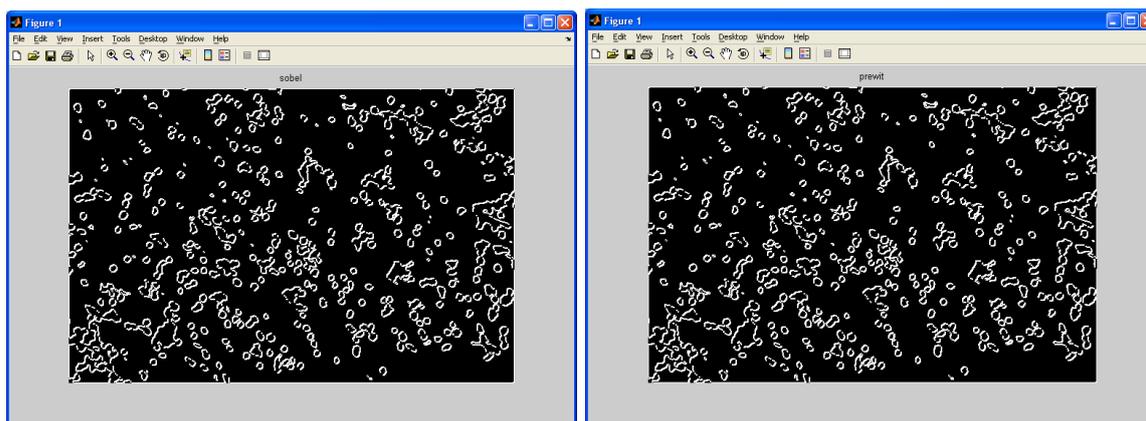
Більш складні алгоритми такого роду враховують зміни яскравості не тільки в двох перпендикулярних напрямках, але й у двох діагональних.

На рис.1 показані результати просторової фільтрації повнокольорового зображення мазку крові з застосуванням операторів просторової фільтрації Лапласа, Собела і Превітта. Як можна побачити, методи виділення границь за допомогою фільтрів Собела і Превітта мають «товсті» границі і мають розриви контурів границь об'єктів. На відміну до них, оператор Лапласа має «тонкі» границі, що не потребує додаткового застосування до них процедури «ерозії», границі мають замкнуті контури по всьому периметру об'єктів дослідження.



а

б



В

Г

Рис. 1. Результати просторової фільтрації зображення мазку крові: а - вхідне кольорове зображення мазку крові; б – виділені границі об’єктів оператором Лапласа; в – виділені границі об’єктів оператором Собела; г - виділені границі об’єктів оператором Превітта.

Для підкреслення перепадів яскравості зображення можна використовувати другі похідні. Двовимірний диференціальний оператор зветься оператора Лапласа або лапласіана і має такий вигляд:

$$L(I(x, y)) = \frac{d^2 I(x, y)}{dx^2} + \frac{d^2 I(x, y)}{dy^2} \quad (5)$$

Другі похідні, що входять у (5) можуть бути апроксимовані другими кінцевими різницями:

$$\begin{aligned} \frac{d^2 I(i, j)}{dx^2} &= [I(i, j) - I(i - 1, j)] - [I(i + 1, j) - I(i, j)], \\ \frac{d^2 I(i, j)}{dy^2} &= [I(i, j) - I(i, j - 1)] - [I(i, j + 1) - I(i, j)] \end{aligned} \quad (6)$$

підставивши які в (5). одержимо:

$$L(I(i, j)) = 4 * I(i, j) - I(i - 1, j) - I(i + 1, j) - I(i, j - 1) - I(i, j + 1) \quad (7)$$

Т.ч. застосування цього оператора до зображення $I(i,j)$ зводиться до згортку зображення з маскою виду:

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

Інші маски, використовувані для апроксимації оператора Лапласа, мають вигляд:

$$\begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

Висновки.

Другі похідні, на відміну від градієнта, не детектують, а підкреслюють перепад яскравості. Для одержання положення границі треба знайти крапки, у яких друга похідна дорівнює нулевій. Звичайно, на дискретній сітці нульові значення швидше за все не будуть попадати на вузли, будуть потрібні додаткові зусилля для їхньої локалізації на відміну від максимумів першої похідної. Але, з іншого боку, це має свої позитивні моменти. По-перше, лінія, що з'єднує крапки перетинання нуля другій похідній, що являє собою границю об'єкта, буде замкнутою. Простежити ж замкнуту лінію з крапок максимуму градієнта не так просто. У всякому разі, результат простого поділу по порозу дасть замкнуті лінії тільки в самих тривіальних ситуаціях. По-друге, положення границі можна визначити з так названої субпиксельною точністю, визначивши положення

перетинання нуля між вузлами дискретних ґрат, що можна легко зробити з досить великою точністю. Визначити ж, що гребінь градієнта знаходиться між вузлами, і знайти його точне положення значне складніше, а помилки такого визначення можуть бути порівнянні з відстанню між вузлами.

Як недолік використання оператора Лапласа можна відзначити, що на відміну від градієнта, лапласіан — скалярна, а не векторна величина. Отже, з його допомогою не можна одержати напрямок границі.

Література:

1. Уэлстид С. (2003). *Фракталы и вейвлеты для сжатия изображений в действии*. Триумф, 320.
2. 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.
3. Гонсалес, Р., Вудс, Р. (2012). *Цифровая обработка изображений*. Техносфера, 1104.
4. Grady, L., Funka-Lea, G. (2004). Multi-label image segmentation for medical applications based on graph-theoretic electrical potentials. *In ECCV Workshops CVAMIA and MMBIA*, 230-245.

References:

1. Ujelstid S. (2003). *Fraktaly i vejvlety dlja szhatija izobrazhenij v dejstvii*. Triumph, 320. [in Russian].
2. 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. [in English].

3. Gonsales, R., Vuds, R. (2012). *Cifrovaja obrabotka izobrazhenij*. Tehnosfera, 1104. [in Russian].
4. Grady, L., Funka-Lea, G. (2004). Multi-label image segmentation for medical applications based on graph-theoretic electrical potentials. *In ECCV Workshops CVAMIA and MMBIA*, 230-245. [in English].