

# Використання методів сегментації у процедурах обробки біомедичних зображень

Валентин Абакумов<sup>1</sup>, Світлана Антощук<sup>2</sup>, Юлія Муха<sup>1</sup>, Микола Пашковський<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Кафедра звукотехніки та реєстрації інформації НТУУ “КПІ”

<sup>2</sup>Кафедра інформаційних систем ОНПУ

svetlana\_onpu@mail.ru

## Abstract

Проведено аналіз найбільш поширених методів сегментації з метою усунення надлишкової інформації. Показано, що ефективність застосування методів сегментації біомедичних зображень може бути підвищена шляхом урахування інформаційних процесів обробки візуальної інформації (ВІ) на різних рівнях аналізу та поставлених вимог до подання вихідного результату. Визначальним етапом є сегментація. Розглянуто основні підходи до підвищення її ефективності. Наведено приклад.

## 1. Вступ

Протягом двох останніх десятиліть технологія медичної інтроскопії (medical imaging) чи технологія одержання зображень внутрішніх органів людини пережила ряд принципових змін [1]. Раніше в розпорядженні лікарів були лише рентгенівські знімки, що надавали деяке уявлення про досліджувані органи у вигляді накладення тіней на зображеннях. Ці зображення відрізнялися поганою контрастністю і відсутністю будь-якої інформації про глибину об'єктів. Зростаючі можливості та поширення комп'ютерів сприяло розвитку нових напрямків інтроскопії, таких, як комп'ютерна томографія (CT-computed tomography), магнітна резонансна томографія (MRI-magnetic resonance imaging) і позитронна емісійна томографія (PET-positron emission tomography). За допомогою існуючої апаратури можна одержати знімки перетинів тіла пацієнта, що характеризують особливості його анатомії і фізіології. Ці знімки з надзвичайною чіткістю показують різні органи, причому зображення органів не накладаються один на одного. Однак, ці зображення досить специфічні і потребують від лікаря-діагноста великого і різнобічного досвіду роботи для їхньої адекватної інтерпретації, яка можлива при застосуванні експертних медичних систем з функціями аналізу та розпізнавання об'єктів за їх зображеннями. Такі функції виконуються підсистемами обробки візуальної інформації (ПОВІ).

## 2. Інформаційні моделі при обробці візуальної інформації

Основним призначенням ПОВІ є відображення, обробка та усунення надмірності візуальної інформації (ВІ), подання її в такому вигляді й кількості, які дозволяють виділити істотні, інформативні ознаки об'єктів чи процесів, оцінити їхній стан, сформувати при необхідності відповідні рекомендації необхідні для покращення або стабілізації стану пацієнта. Для вирішення ряду проблем розширення масштабів їх

застосування та ефективності потрібен пошук нових підходів для представлення, моделювання та обробки ВІ, які б базувалися на аналізі інформаційних процесів в окремих блоках ПОВІ та на моделях подання й обробки ВІ, адекватних відповідним інформаційним процесам [2, 4]. Загальна модель обробки ВІ відповідає інформаційній теорії Марра [3], в рамках якої обговорюються три тісно пов'язані між собою проблеми – початкове (вхідне) представлення, обробка (перетворення) та одержане (вихідне) представлення інформації. Вихідне представлення повинно адекватно відповідати вхідному інформаційному полю та містити необхідну (істотну, значущу) інформацію про об'єкт, яка визначається метою та особливостями процесів обробки, накопиченим досвідом діагностики та прийняття рішень спеціалістами [1].

Оскільки процес одержання істотної інформації, як правило, є багаторівневим, то доцільно виділити чотири рівні обробки і аналізу ВІ та відповідних їм інформаційних процесів (табл.).

Рівні обробки та аналізу ВІ

Таблиця

Характер обробки та аналізу ВІ	Процеси перетворення інформації	Цільове призначення рівня
Попередня обробка	$R(x, y, t) \rightarrow f\{I'(x, y, t)\} \rightarrow I(x, y, t)$	Поліпшення якості зображень
Сегментація (загальний і детальний аналіз)	$I(x, y, t) \rightarrow P(x, y, t)$	Аналіз зображень об'єктів
Виділення й аналіз ознак	$P(x, y, t) \rightarrow C_V(x, y, t)$	Ідентифікація
Класифікація	$C_V(x, y, t) \rightarrow K_V$	Рішення

Тут  $R(x, y, t)$  – відображуюча здатність об'єкта;

$I'(x, y, t)$  – зображення на виході системи

формування зображень (СФЗ);

$I(x, y, t)$  – зображення поліпшеної якості;

$f\{\}$  – оператор обробки;

$P(x, y, t)$  – сукупність параметрів ВІ;

$C_V(x, y, t)$ ; - сукупність ознак, що описують  $v$ -ий об'єкт;

$K_V$  – рішення на основі ознак  $C_V$

Одним з найбільш важливих (по значущості одержаної інформації) та складних (по реалізації) етапів при аналізі медичних зображень є сегментація. Метою сегментації є

скорочення об'ємів опрацьованої ВІ і забезпечення можливості застосування при подальшому аналізі кожної області власних субоптимальних методів обробки. Задача сегментації біомедичних зображень, тобто виділення на цих зображеннях областей, що відповідають біотканинам з однаковими характеристиками, залишається однією з найактуальніших для розвитку сучасних діагностичних методів [1]. В статті розглянуто досвід авторів по застосуванню сигнально- семантичного вейвлет перетворення (ССВП) при вирішенні цієї задачі.

### 3. Сегментація біомедичних зображень

В дійсності сегментація реальних біомедичних зображень являє собою складну задачу розбиття зображення на однорідні області за деякими ознаками [5]. Відповідно до мети обробки та характеру початкової ВІ алгоритми сегментації базуються на ознаках неоднорідності або однорідності сигналу. Сегментація за ознакою неоднорідності базується на контурній інформації (контурна сегментація, локалізація, метод водорозділів, структурні методи при аналізі текстур), а за ознаками однорідності – на використанні інформації про кольорову структуру зображення (порогова сегментація, методи нарощування областей та інш.).

#### 3.1. Контурна сегментація біомедичних зображень

Метою контурної сегментації є одержання контурного опису зображення з метою подальшого аналізу. Методи контурної сегментації можна розділити на дві великі групи: диференціальні і кореляційно-екстремальні. Методи першої групи включають підкреслення (посилення) перепаду інтенсивності і порівняння підкресленого перепаду з порогом. Вони відрізняються високою швидкістю і низькою завадостійкістю. Ідея методів другої групи полягає у порівнянні реального перепаду інтенсивності з його моделями за допомогою взаємно- кореляційної функції і прийняттям статистичного рішення про наявність реального перепаду. Методи відрізняються високою завадостійкістю, проте швидкодія і точність їх невисокі. Результати контурної сегментації в обох групах не залежать від геометричних розмірів об'єкту.

На практиці початкове зображення найчастіше є локально неоднорідним, тобто об'єкт розпізнавання має ієрархічну структуру або певні геометричні розміри. Для контурного аналізу таких зображень доцільно перейти до пірамідальної моделі контурного подання [4]. В рамках цієї моделі з'явилася можливість представити ВІ у вигляді послідовності матриць з різним рівнем детальності:

$$KP = \bigcup_{j=1}^k KP^j$$

де  $j$  – рівень ієрархії на зображенні ( $j=1, \dots, n$ ,  $n$  – кількість рівнів). У загальному випадку зображення на кожному рівні є сукупністю зображень окремих об'єктів і фону.

Розроблений метод контурної сегментації полягає в наступному:

1. На вхід моделі поступає матричне представлення зображення після попередньої обробки.
2. Здійснюється ССВП на різних масштабах (масштаби вибираються відповідно до мети обробки). Результатом є впорядкована послідовність матриць з різним рівнем детальності.

3. На необхідних рівнях визначаються контури об'єктів і проводиться, при необхідності, морфологічна обробка та формується пірамідальне представлення контурних препаратів для подальшого аналізу.

Методи контурного аналізу на базі пірамідальної моделі контурного подання дозволяють цілеспрямовано вибирати і змінювати кількість рівнів ієрархії.

#### 3.2. Локалізація об'єктів

Локалізацію об'єкта розпізнавання, тобто виділення зони об'єкту, можна розглядати як вид контурної сегментації. Локалізація, як правило, відбувається у два етапи: розширення просторової локалізації об'єкту та його пошук. Для розширення просторової локалізації застосовується низькочастотна фільтрація, яка розмиває перепади інтенсивності і приводить до втрати найбільш інформативної частини ВІ. Пошук об'єкту здійснюється, як правило, за допомогою регулярних ітеративних алгоритмів. Ці алгоритми мають наступні недоліки: низька завадостійкість, чутливість до локальних екстремумів, низька швидкість збіжності при цільових функціях типу «яр». Для позбавлення від цих недоліків пропонується використовувати ССВП [4], яке дозволяє не лише розширити просторову локалізацію об'єкту, але і підкреслити перепади інтенсивності.

#### 3.3. Сегментація методом водорозділів

Поняття водорозділу базується на представленні зображення тримірною поверхнею, яка задана двома просторовими координатами та рівнем яскравості в якості висоти поверхні. В такій інтерпретації розглядаються точки трьох різновидів: точки локального мінімуму, точки, які знаходяться на схилі, точки, які знаходяться на верхівці (саме ці точки утворюють лінії водорозділів) [6]. На практиці безпосереднє використання алгоритму сегментації по водорозділам призводить до надлишкової сегментації, яка може бути викликана недоліками зображення (завади чи локальні неоднорідності). Іноді надлишкова сегментація буває настільки значною, що зробить результат практично марним (Рис. 1).

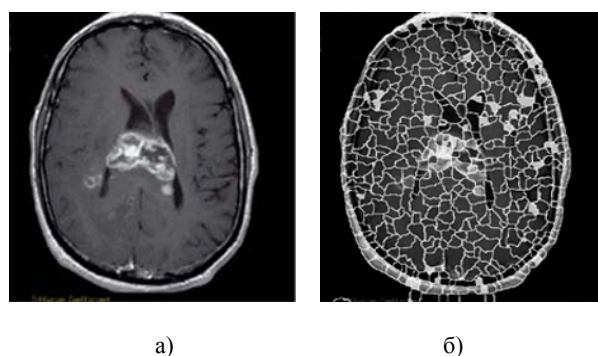


Рисунок 1: Магніто-резонансна томографія: гліобlastома потиличних областей мозку з ураженням мозолистого тіла: а) до сегментації, б) після сегментації

Практичним вирішенням цієї проблеми є урахування додаткової інформації, наприклад, ознак однорідності або оцінок градієнту (виконане з застосуванням ССВП)

значення такої оцінки розміщуються поблизу границь об'єктів, а всім іншим ділянкам відповідають нульові значення пікселів. В ідеалі можна отримати лінії водорозділів вздовж границь об'єктів.

#### 3.4. Сегментація текстурних зображень

При обробці ВІ, як правило, застосовується статистична модель текстури. Згідно цієї моделі текстура представляється у вигляді випадкового поля, числові характеристики змінюються на границях однорідних для текстури областей. Для сегментації таких текстур застосовується амплітудно-детекторний метод [2], який полягає в наступному:

- здійснюється локальна статистична оцінка математичного очікування, яка попіксельно віднімається з вхідного зображення;
- проводиться локальна статистична оцінка середньоквадратичного відхилення (СКВ). Для цього залежно від властивостей застосовується або амплітудний або квадратичний детектор. В результаті матрицю отриманих значень можна розглядати як матрицю інтенсивностей.

- проводиться контурна сегментація отриманого поля.

Дослідження показали, що цей метод має високі швидкодію, точність та завадостійкість.

#### 4. Методи сегментації за ознаками однорідності

Сегментація за ознакою однорідності – це процес розбиття області  $R$  на  $n$  візуальнооднорідних областей  $R_1, R_2, \dots, R_n$  таких, що [5]:

$$a) \bigcup_{i=1}^n R_i = R; ;$$

б)  $R_i$  є зв'язною областю для будь-якого  $i = 1, 2, \dots, n$ .

в)  $R_i \cap R_j = \emptyset$  для всіх  $i$  і  $j, i \neq j$ .

г)  $P(R_j) = \text{TRUE}$  при  $i = 1, 2, \dots, n$ .

д)  $P(R_i \cup R_j) = \text{FALSE}$  для будь-яких двох суміжних областей  $R_i$  і  $R_j$ .

Тут  $P$  - це деякий логічний предикат, визначений на точках множини  $R_i$ , а  $\emptyset$  означає порожню множину.

Умова (а) означає, що сегментація повинна бути повною, тобто кожен піксел зображення належить деякій області.

Умова (б) говорить про те, що точки кожної області повинні бути зв'язними в деякому обговореному сенсі (наприклад, 4- чи 8-зв'язні). Умова (в) указує на те, що області не повинні перетинатися. Умова (г) відноситься до властивостей, що повинні дотримуватися для кожного піксела з однієї області, наприклад,  $P(R_i) = \text{TRUE}$ , якщо всі пікселі в  $R_i$  мають однакову яскравість. Нарешті, умова (д) означає, що прилягаючі області  $R_i$  і  $R_j$  розрізняються в сенсі предиката  $P$ .

Серед методів сегментації за ознаками однорідності зупинимось на методі нарощування областей.

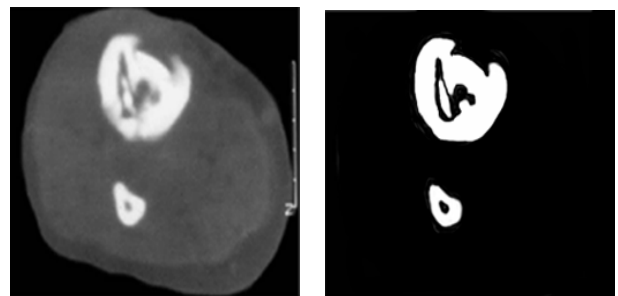
##### 4.1. Метод нарощування областей

Метод нарощування областей являє собою процедуру, що об'єднує пікселі чи групи пікселів в більш великі області за задалегідь заданими критеріями росту. Основна ідея полягає в тому, що спочатку береться множина точок, що

є "центрами кристалізації", а потім на них нарощуються області шляхом додавання до кожного центру тих сусідніх пікселів, що за своїми властивостями близькі до центру кристалізації (наприклад, мають яскравість у визначеному діапазоні). Схожість визначається порогом [5, 7].

Процедура складається з обчислення дескрипторів областей, тобто набору властивостей, які будуть використані для віднесення пікселя до тієї чи іншої області у алгоритмі. Якщо в результаті обчислень виявляються кластери значень, то пікселі, що близькі за своїми властивостями до центрів таких кластерів, можуть вибиратися як центри кристалізації.

Використання при нарощуванні областей одних лише дескрипторів може привести до помилкових результатів. Приклад обробки біомедичного зображення цим методом наведено на рис. 2. Для підвищення ефективності методу доцільно ураховувати додаткову інформацію про об'єкти.



а) б)

Рисунок 2: Рентгенівська комп'ютерна томографія: хронічний гематогенний остеомієліт великоберцової кістки: а) до сегментації, б) після сегментації

##### 4.2. Модифікований метод

В результаті проведених досліджень доведено, що для підвищення ефективності відомих алгоритмів сегментації доцільно розробка методів, які б дозволяли ураховувати як ознаки однорідності так і ознаки неоднорідності. Так пропонується обробка зображення спочатку методом нарощування областей, а потім використання методу сегментації за водорозділами. Запропоновано замість цього використовувати зображення, сегментоване за методом нарощування областей, а зовнішні маркери мають належати тільки фону зображення. На даному етапі необхідно використати підхід, згідно з яким фон відмічається пікселями, які розміщені точно посередині між внутрішніми маркерами. Використано внутрішні і зовнішні маркери для модифікації градієнтного зображення за допомогою процедури мінімального підйому. Ця техніка модифікує напівтонове зображення так, що мінімуми досягаються тільки у визначених положеннях, а інші величини пікселів змінюються до зникнення всіх «зайвих» точок мінімуму. Запропонований підхід надав можливість підвищити точність сегментації та дозволив отримати на виході сегментоване напівтонове зображення (рис.3).

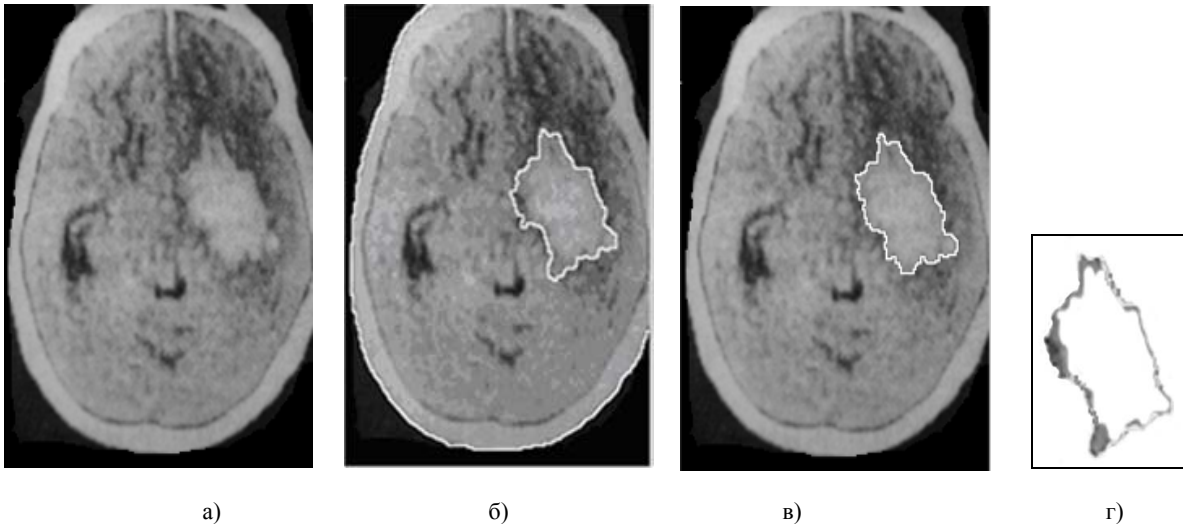


Рисунок 3: Магніто-резонансне дослідження: анапластична астроцитома лівої лобної області: а) до сегментації, б) сегментація методом нарощування областей, в) сегментації модифікованим методом, г) різниця між виділеними сегментами на б) і в)

Модифікований метод має ту саму швидкість обробки зображення, але краще підходить для сегментації біомедичних зображень оскільки точніше проводить виділення сегментів.

Проведені дослідження показали, що використання модифікованого методу сегментації у 98% випадках при дослідженні різних патологій головного мозку з підвищеною і зниженою щільністю тканин сегментація була проведена вірно.

Запропонований метод може знайти застосування для підтримки прийняття рішень стосовно стану хворого в медичних експертних системах.

## 5. Висновки

Як показали проведені дослідження, ефективність застосування методів сегментації біомедичних зображень може бути підвищена шляхом урахування інформаційних процесів обробки ВІ та поставлених вимог до подання вихідного результату.

У статті представлені методи сегментації за ознаками неоднорідності областей (амплітудно-детекторний, локалізації об'єктів та контурної сегментації), які дозволяють забезпечити високу завадостійкість при високих точності та швидкодії.

Розглянуто приклади застосування методу водорозділів та нарощування областей для сегментації біомедичних зображень. Показано, що для підвищення ефективності одержаних результатів доцільно використовувати одночасно різні підходи. Об'єднання переваг методів нарощування областей та перетворення водорозділів дало можливість підвищити точність сегментації та усунути її надлишковість.

Подальше покращення методу можливе при адаптивному виборі дескриптора областей, для чого доцільно проводити порівняння локальної оцінки інтенсивності з глобальною.

Запропоновані методи сегментації зможуть знайти широке застосування в додатках, коли істотна інформація міститься у структурі, формі та яскравості об'єкта.

## 6. Література

- [1] Абакумов В.Г., Рыбин А.Н., Сватош Й., Синекон Ю.С. Системы отображения в медицине. — К.: Юніверс, 2001.
- [2] Абакумов В.Г., Крылов В.Н., Антошук С.Г., Пилинский В.В. Гибридные информационные модели в биомедицинских системах обработки визуальной информации // Техническая электродинамика. — 2008. — Ч. 4, Тем. выпуск. — С. 108-112.
- [3] Д. Марр. Зрение. Информационный подход к изучению представления и переработке зрительных образов: Пер. с англ. — М.: Радио и связь, 1987. — 400 с.
- [4] Абакумов В.Г., Антошук С.Г., Крылов В.Н. Базовые методы обработки биомедицинских изображений // Электроника и связь. - Киев, 2008. - № 3-4. - С. 53-56
- [5] Гонсалес., Вудс. Цифровая обработка изображений Москва: Техносфера, 2005. — 616с: 874-892.
- [6] Bleau, A., and Leon, L. J., 2000, Watershed-based segmentation and region merging: Computer Vision Image Understanding, v. 77, no. 3, p. 317-370
- [7] Shapiro L. G., and Stockman, G. C., Computer Vision, Prentice Hall, 2001, ch 3, pp. 74-75