

Методи кількісної оцінки якості сегментації зображень

Олег Березький

Кафедра комп'ютерної інженерії
Тернопільський національний економічний університет, Тернопіль
ob@tneu.edu.ua

Анотація

Проаналізовано алгоритми сегментації зображень, виділено їх переваги та недоліки. Приведено об'єктивні та суб'єктивні критерії якості сегментації. Показано, що для оцінки якості сегментації необхідно використовувати кількісні критерії: супервізорні та несупервізорні. В роботі використано супервізорні критерії кількісної оцінки, які базуються на використанні метрик. Для кількісної оцінки якості сегментації використано метрики Фреше, Громова-Хаусдорфа. При проведенні комп'ютерних експериментів кількісної оцінки якості алгоритмів сегментації використано базу гістологічних зображень раку молочної залози.

1. Вступ

Сегментація кольорового зображення – це процес виділення на зображенні однієї або декількох областей, що задовольняють деякому критерію однорідності [1].

Сегментація зображення приводить до поділу зображення на області з подібними характеристиками. Основна ознака для проведення сегментації – це яскравість для монохромного зображення та кольорова компонента для кольорового зображення. Крім того, для проведення сегментації використовуються границі зображення та текстура.

Розглянемо основні методи сегментації. Порогова сегментація використовується для контрастних зображень і застосовується разом з морфологічними операціями дилатації й ерозії, а вибір порога, як правило, ґрунтується на апріорній інформації про об'єкти, що виділяються. Морфологічна сегментація зводиться до пошуку контура об'єкта, що найкраще відповідав би її границі. Це досягається за допомогою морфологічного градієнта. Проте, наявність великої кількості помилкових віток і внутрішніх контурів не дозволяє розв'язати задачу. Очевидна висока складність таких методів, і, як наслідок, низька швидкодія і висока трудомісткість.

Третя група – це методи сегментації нарощування областей. Як правило, вибір стартових точок сегментації відбувається або випадково, або за допомогою людини-оператора на підставі визначеної апріорної інформації.

Ще одна група методів базується на принципах кластерного підходу. Під час сегментації на зображенні вибираються центри кластерів, а далі послідовно проводиться перевірка всіх точок на відстань до центрів у деякій метриці. Недоліком даної групи алгоритмів є необхідність попереднього задання кількості кластерів.

На сьогодні не існує єдиного універсального методу сегментації зображення. Найчастіше використовують набір спеціалізованих методів для певного класу задач.

Оскільки методи є спеціалізованими, то необхідно мати критерії оцінювання їх продуктивності. Р. Харлак та Л. Шапіро [2] запропонували такий якісний критерій для сегментації зображення: області сегментованого зображення повинні бути загальноприйнятими та однорідними щодо деякої характеристики; сусідні області сегментації повинні суттєво відрізнятися одна від одної відносно обраної характеристики; границі кожного сегменту повинні бути простими, неперервними та просторово точними.

У більшості практичних задач якість сегментації розглядається як міра подібності двох зображень: сегментованого експертом та сегментованого певними алгоритмами. Якість сегментації зображення може визначатися як на суб'єктивному (якісному) так і на об'єктивному (кількісному) рівнях [3].

Суб'єктивні критерії - це критерії візуального сприйняття, отримані в процесі аналізу деякою групою експертів. Найбільшого поширення набув метод оцінок, при якому користувач оцінює якість зображення в балах по певній шкалі, вважаючи, що ідеальне зображення (просегментоване експертом в ручному режимі) має максимальний бал. Цей метод дозволяє оцінити такі характеристики зображення як правильність виділення контурів, областей, кольорів тощо.

Об'єктивні критерії – це критерії, що отримані внаслідок порівняння (знаходження різниці) кількісних ознак сегментованого та еталонного (сегментованого експертом) зображень. Основними при цьому критеріями є: критерій кількості однорідних областей (визначається як абсолютне значення різниці кількості однорідних областей сегментованого та еталонного зображень);

відхилення значення кольорової ознаки (для кольорового зображення) або рівня яскравості (для монохромного зображення) піксела від середнього значення кольорової ознаки (яскравості) однорідної області;

середньоквадратичний критерій;
критерій максимальної похибки;
критерій абсолютної похибки.

Недоліком цих критеріїв є отримання значення якості сегментації на основі характерних ознак відповідних пікселів, проте без врахування зв'язків між самими пікселами.

Всі відомі критерії кількісної оцінки можна розділити на дві групи [4]:

- несупервізорні критерії;
- супервізорні критерії.

Несупервізорні критерії базуються на обчисленні різних статистик і застосовуються при відсутності апріорної інформації про сегментовані зображення. Супервізорні критерії побудовані на обчисленні міри

відстані результатів сегментованої і взірцевої форм об'єктів. Взірцева форма об'єктів задається експертом. Крім того існують спеціальні програмні пакети для оцінки якості сегментації.

До супервізорних критеріїв відносяться такі: FOM критерій, критерій Хаусдорфа, RMS критерій, DКу критерій, M критерій, V критерій, Баделлі критерій, RI-критерій, критерій GCE, VI-критерій.

Особливе місце при аналізі якості сегментації займає використання метрик [5].

2. Постановка задачі

Нехай задано вхідне зображення Im , над яким необхідно провести процедуру сегментації. Позначимо процедуру сегментації через S , яка є скінченної множиною алгоритмів сегментації:

$S = \{A_1, A_2, \dots, A_k\}$, де A_i – алгоритм сегментації.

Після сегментування початкового зображення експертом отримуємо зображення Im_e , тобто $S_e(Im) = Im_e$. Представимо дане зображення у вигляді $Im_e = C_{ei} \cup O_{ei}$, $i = \overline{1, s}$, де C_{ei} – i -ий контур області, виділених експертом, O_{ei} – i -а область зображення.

Після кожної процедури сегментації вхідного зображення Im отримаємо відповідно такі зображення:

$S_1(Im) = Im_1, S_2(Im) = Im_2, \dots, S_k(Im) = Im_k$

і $Im_1 = C_{1i} \cup O_{1i}$, $i = \overline{1, m}$, $Im_2 = C_{2i} \cup O_{2i}$, $i = \overline{1, p}$,
 \dots , $Im_k = C_{ki} \cup O_{ki}$, $i = \overline{1, r}$.

Для порівняння контурів сегментованих зображень використаємо метрику Фреше. Для функції f_1 контуру C_{ei} сегментованого зображення експертом і функції f_2 контуру C_{1i} , сегментованого певним алгоритмом (алгоритмами), відстань Фреше рівна:

$$d_F(f_1, f_2) = \inf_{\alpha, \beta} \max_t d(f_1(\alpha(t)), f_2(\beta(t))),$$

де α, β – неперервні функції з проміжку $[0, 1]$.

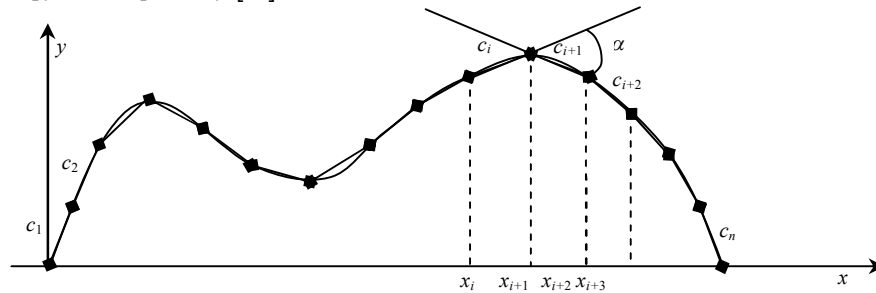


Рисунок 1: Контур зображення після розбиття на елементарні відрізки.

Ступінь випуклості або вгнутості кривої характеризує кривизна. Тому необхідно визначити кривизну кривої на проміжках випуклості або вгнутості. Коефіцієнт середньої кривизни визначається згідно виразу: $K_{cp} = \frac{\alpha}{|c_i| + |c_{i+1}|}$,

де α – кут між елементарними відрізками c_i і c_{i+1} ,

$$|c_i| = \sqrt{(x_{i+1} - x_i)^2 + (y_{i+1} - y_i)^2},$$

Після розбиття вхідного зображення експертом і алгоритмом (алгоритмами) сегментації отримуємо області

$$O_e = O_{ei} \cup \dots \cup O_{en} | P_1,$$

$$O_1 = O_{1i} \cup \dots \cup O_{1m} | P_2.$$

Тоді $d(P_1, P_2) = \inf\{c > 0 \mid \forall i = \overline{1, n}, \exists j = \overline{1, m}$

що $d_H(O_{ei}, O_{1j}) \leq c$; і навпаки $\forall j = \overline{1, m}, \exists i = \overline{1, n}$ що $d_H(O_{1j}, O_{ei}) \leq c\}$,

де d_H – відстань Хаусдорфа.

Тоді відстань між зображеннями Im_e та Im_1 рівна

$$D = \alpha d_F + \beta d_H, \quad \alpha + \beta = 1, \quad \alpha, \beta \in [0, 1].$$

Необхідно знайти таке A_i , $i = \overline{1, k}$, щоб $D \rightarrow D_{\min}$.

3. Метод визначення відстані Фреше

Для визначення відстані між двома контурами C_1 та C_2 спочатку знайдемо їх характерні точки [6].

Характерні точки – це точки максимуму, мінімуму, перегину і максимальної кривизни. Для цього знайдений контур C розбиваємо на елементарні відрізки C_i (рис.

1) (довжина відрізків визначена експериментально і рівна п'яти пікселам), тобто

$$C = \{c_i\}, \quad i = \overline{1, n}.$$

Кожний елементарний відрізок має довжину і кут нахилу. Як відомо, похідна функції при досягненні максимуму або мінімуму міняє свій знак. Геометрично це означає, що кутовий коефіцієнт, що визначає кут нахилу також міняє знак. Отже, для знаходження максимуму або мінімуму кривої необхідно використати зміну кутового коефіцієнта $k_i = \frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i}$,

де x_i, x_{i+1} – абсциси сусідніх точок, y_i, y_{i+1} – їх ординати.

$$|c_{i+1}| = \sqrt{(x_{i+2} - x_{i+1})^2 + (y_{i+2} - y_{i+1})^2} \quad - \text{довжини}$$

відрізків c_i і c_{i+1} . Кут рівний: $\alpha = \arctg \frac{k_1 - k_2}{1 + k_1 k_2}$,

де k_1, k_2 – кутові коефіцієнти відповідно елементарних відрізків c_i і c_{i+1} .

Виходячи із проведеного аналізу можна виділити три критерії для визначення характерних точок:

1. Зміна знаку кутових коефіцієнтів сусідніх елементарних відрізків.

2. Максимальне значення коефіцієнта середньої кривини на проміжках випуклості або вгнутості.

3. Границя зміни кута між елементарними відрізками (задається дослідним шляхом).

В результаті отримаємо два масиви характерних точок для контурів $C_1 = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, $C_2 = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$.

Тоді оцінка відстані Фреше між двома контурами рівна

$$d_F = \sum_{i=1}^n d(u_i, v_i).$$

Дана сума відхилень між характерними точками є верхньою границею оцінки відстані Фреше між двома контурами C_1 та C_2 .

4. Метод визначення відстані Громова – Хаусдорфа

Нехай (Z, d) – компактний метричний простір, A, B – дві закриті підмножини Z . Тоді відстань Хаусдорфа між A та B рівна:

$$d_H^Z(A, B) = \max(\sup_{a \in A} \inf_{b \in B} d(a, b), \sup_{b \in B} \inf_{a \in A} d(a, b)).$$

Відстань Громова – Хаусдорфа між двома компактними метричними просторами X, Y рівна [7]:

$$d_{GH}(X, Y) = \inf_{Z, f, g} d_H^Z(f(x), g(y)),$$

де $f: X \rightarrow Z$; $g: Y \rightarrow Z$ – є ізометричними функціями у метричному просторі (Z, d) .

Отже, для нашого випадку відстань Хаусдорфа рівна:

$$d_H = \max(\max_j \min_i d_H(O_{1j}, O_{ei}), \max_i \min_j d_H(O_{1j}, O_{ei})).$$

При перетворенні однієї області в іншу $O_2 = T(O_1)$ необхідно виконати ізометричні перетворення. Перетворення T належить до ізометричних перетворень $T_T = \{P, R, S\}$, де P – паралельний перенос, R – поворот, S – відображення відносно осі. Як відомо, матриця перетворень для площини в афінному просторі має

вигляд: $T_A = \begin{pmatrix} a & b & p \\ c & d & q \\ m & n & 1 \end{pmatrix}$. Для випадку ізометричних

перетворень її можна представити так: $T_A = \begin{pmatrix} a & 0 & 0 \\ 0 & d & 0 \\ m & n & 1 \end{pmatrix}$,

$m, n \in R, a, d \in Z, a = d = \{-1, 0, 1\}$.

Отже, метод визначення відстані Хаусдорфа можна представити послідовністю таких кроків:

1. Для областей O_1 і O_2 обчислюються центри мас $M_1(x_{C_1}, y_{C_1})$ та $M_2(x_{C_2}, y_{C_2})$.

2. Будується прями m_1 і m_2 для областей O_1 та O_2 , які перетинають контур у двох точках $A'(x'_1, y'_1)$, $B'(x'_2, y'_2)$ і $A''(x''_1, y''_1)$, $B''(x''_2, y''_2)$ і обчислюються кути нахилу θ_1, θ_2 прямих m_1 і m_2 до осі OX .

3. Здійснюється паралельний перенос P області O_2 до O_1 таким чином, щоб співпали центри мас M_1 та M_2 .

4. Здійснюється поворот R на різницю поворотів θ_1 і θ_2 .

5. Обчислюється симетрична різниця областей O_1 та O_2 :

$M = O_1 \Delta O_2 = (O_1 \setminus O_2) \cup (O_2 \setminus O_1)$, де Δ – оператор симетричної різниці.

6. Тоді на основі виразу

$$d_{GH} = \max_j \min_i d_H(O_{1j}, O_{ei}), \max_i \min_j d_H(O_{1j}, O_{ei})$$

знаходимо відстань Громова – Хаусдорфа.

7. Обчислюється відстань між зображеннями Im_e та Im_1 за виразом

$$D = \alpha d_F + \beta d_H, \alpha + \beta = 1, \alpha, \beta \in [0, 1].$$

8. Знаходимо A_i , при якому $D = D_{\min}$.

5. Програмна система та комп'ютерні експерименти

З метою проведення комп'ютерних експериментів було спроектовано та програмно реалізовано програмний засіб, архітектура якого представлена на рисунку 2.

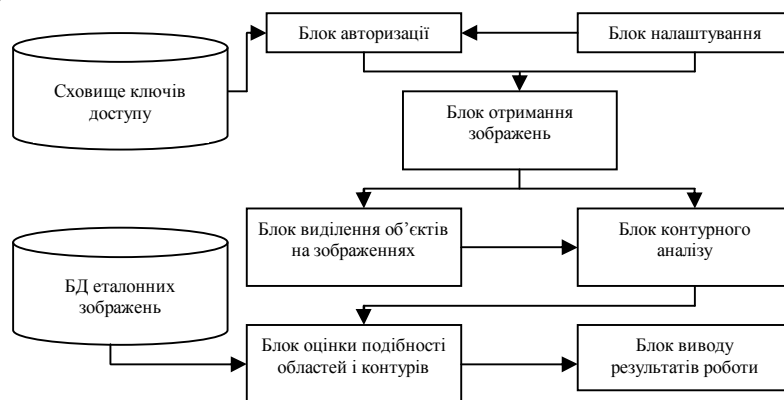


Рисунок 2: Структура програмного засобу кількісної оцінки результатів роботи алгоритмів сегментації.

В основу даної архітектури був закладений модульний підхід проектування програмних систем. В структурі розробленого програмного засобу є такі блоки: «Авторизація» - виконує початковий запуск та встановлення параметрів роботи системи по замовчуванню, «Сховище ключів» - окремий зовнішній файл, в якому у табличній формі зберігаються дані для авторизації в системі, «Налаштування» - блок забезпечення корекції роботи програми перетворення зображень, «Виділення об'єктів на зображеннях» - відповідає за коректне виділення областей на вхідному цифровому зображенні для подальшого їх аналізу та перетворення, «Контурний аналіз» - знаходить контур на основі алгоритму проходження контуром з можливістю зворотнього ходу, кодує і апроксимує контур, «База даних еталонних зображень» - використовує зображення сегментованих експертами зображень, «Блок оцінки подібності областей і контурів» - обчислює подібність між

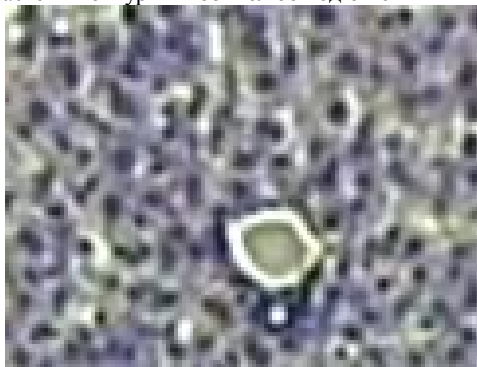


Рисунок 3а: Вхідне зображення.

контурами та областями аналізованих зображень, «Вивід результатів» - етап формування результатів перетворення у зручному для користувача вигляді, зокрема представлення проміжних та кінцевих результатів обчислень в табличній формі.

Для універсальності програмного забезпечення система розроблена на мові програмування Delphi та орієнтована на Windows базовані робочі станції, які є широко розповсюдженими сьогодні. Розроблену систему використано для морфометричного дослідження гістологічних зображень раку молочної залози. Дослідження проводилось на основі БД обсягом 2000 зображень. На рисунках 3а та 3б приведено вихідне зображення та просегментоване зображення на основі алгоритму попередньої розмітки, який має найменшу відстань D , а у таблиці приведені результати порівняння подібності контурів і областей зображень.

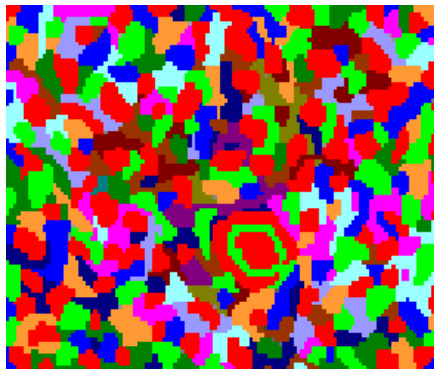


Рисунок 3б: Зображення після сегментації.

Таблиця: Результати порівняння подібності контурів і областей зображень

№ експерименту	$d_F, \%$	$d_{GH}, \%$	$D, \%$
1	20,00	12,13	16,06
2	6,83	3,36	5,10
3	8,13	6,66	7,39
4	22,66	15,68	19,17
5	5,68	4,87	5,28

6. Висновки

Програмне забезпечення розроблено і виконано в рамках держбюджетної теми за номером № 0112U000736 на тему "Інтелектуальна система для діагностування різних форм раку молочної залози на основі аналізу гістологічних та цитологічних зображень".

Розроблені методи та алгоритми кількісної оцінки якості сегментації дозволили оцінити якість сегментації і дали можливість комбінувати алгоритми для забезпечення мінімізації похибки сегментації зображень.

7. Література

[1] Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс – М.: Техносфера. – 2005.–1072 с.

- [2] Шапиро Л. Компьютерное зрение: Пер. с англ. / Л. Шапиро, Дж. Стокман – М.:Бином. Лаборатория знаний. – 2006. – 752 с.
- [3] Вежневцев А.П. Методы классификации с обучением по прецедентам в задаче распознавания объектов на изображениях / Вежневцев А.П. – Новосибирск, Труды конференции «Graphicon-2006» – 2006. – С.166–173.
- [4] Кольцов П. П. Использование метрик при сравнительном исследовании качества работы алгоритмов сегментации изображений / П. П. Кольцов // Информатика и её применение. – 2011. – Т. 5, Вып. 3. – С. 53–63.
- [5] Левашкина А. О. Исследование супервизорных критериев оценки качества сегментации изображений / А. О. Левашкина, С. В. Поршнев // Известия Томского политехнического университета. – 2008. – Т. 313, №5. – С. 28-33.
- [6] Березький О. М. Анализ контуров изображений у глобальных координатах / О. М. Березький, К. М. Березька // Оптико-електронні інформаційно-енергетичні технології. – 2006. – № 2 (12). – С. 83–91.
- [7] Gromov, Metric Structures for Riemannian and Non-Riemannian Spaces, Progress in Mathematics 152, Birkhäuser Boston, Inc., Boston, MA, 1999.