

Л.Г. Ахметшина, В.М. Моторя, С.К. Митрофанов

ПРОСТОРОВА НЕЧІТКА КЛАСТЕРІЗАЦІЯ В ЗАДАННІ СЕГМЕНТАЦІЇ НАПІВТОНОВИХ ЗОБРАЖЕНЬ

Анотація. Досліджено інформаційні можливості методу сегментації напівтонових слабоконтрастних зображень на основі результату нечіткої кластеризації з урахуванням просторової інформації під час адаптивної оптимізації. Просторова складова враховується за рахунок агрегування функції належності в околі кожного пікселя. Її облік забезпечує підвищення стійкості до шуму та більшої однорідності об'єктів інтересу при сегментації. Представлені експериментальні результати на прикладі обробки модельного та реального медичного зображень.

Ключові слова: цифрове слабоконтрастне зображення, функція належності, сегментація, кластеризація, нечітка логіка, просторова інформація.

Вступ. Одним з методів сегментації зображень є візуалізація результатів кластеризації. Кластеризація – це складна процедура аналізу, яка багато в чому визначає кінцевий результат сегментації та відноситься до завдань навчання без вчителя. Більшість алгоритмів можуть використовуватися в умовах майже повної відсутності інформації про закони розподілу даних, виходячи зі ступеня близькості параметрів об'єктів в багатовимірному просторі, керуються тільки евристичними міркуваннями про характер і особливості досліджуваної сукупності.

Нечіткі методи кластеризації забезпечують знаходження деякого теоретичного множинного розбиття на підмножини, та асоціювання кожного об'єкту до нечіткої множини з функцією належності, що змінюється на відрізьку $[0,1]$ [1].

Основою різних методів нечіткої кластеризації служить алгоритм FCM (Fuzzy C-Means), який є першим з розроблених методів нечіткої кластеризації. У 1980 р Дж. Бездек довів його збіжність, а в 1981 році він узагальнив алгоритм на випадок довільних нечітких множин. В даний час існує значна кількість модифікацій методу нечіткої сегментації [2-3], спрямованих на вирішення

конкретних завдань, в тому числі і на максимальне врахування специфіки зображень.

Основна мета сегментації медичних зображень полягає в тому, щоб розділити різні анатомічні структури, що представляють інтерес, наприклад, нормальні і аномальні тканини. Комп'ютеризована сегментація медичних зображень є складною проблемою через низьку роздільну здатність і слабку контрастність. Крім того, завдання часто ускладнюється наявністю шуму та артефактів, завдяки інструментальним обмеженням, алгоритмам реконструкції та руху пацієнта. Ще немає універсального алгоритму сегментації медичних зображень, а переваги та недоліки алгоритму часто змінюються залежно від досліджуваної проблеми.

Мета даної роботи - демонстрація інформаційних можливостей методу сегментації напівтонових слабоконтрастних зображень на основі методу нечіткої кластеризації з урахуванням просторової інформації під час адаптивної оптимізації, що забезпечує підвищення стійкості до шуму та збільшення однорідності та достовірності сегментації.

Основна частина. Формалізація терміну нечіткої множини складається в узагальненні поняття належності, який відображає уявлення про те, що елементи множини можуть володіти загальною властивістю в різному ступені. На відміну від вірогідності, яка пов'язана з невизначеністю, що стосується належності об'єкта до чіткої множини, нечітка логіка забезпечила основу для розвитку більш гнучкого підходу до аналізу міркувань і дозволяє вирішувати проблему прийняття рішень на множині альтернативних варіантів.

На рис. 1 представлена загальна схема нечіткої обробки зображень, яка має три основні етапи, а саме: *фазифікація, обробка/ інтерпретація значень функції належності та дефазифікація*, на підставі якої виконується формування кінцевого результату.

Фазифікація визначає функції належності вихідних даних до нечітких множин, що забезпечує перехід в нечіткій простір і може бути інтерпретована як специфічний нелінійний тип кодування, який залежить як від поставленої мети, так і від характеристик зображення.

Метод нечіткої кластеризації FCM, який ітераційно обчислює ступінь належності пікселів зображення до нечітких кластерів, може бути інтерпретовано як етап фазифікації [3].

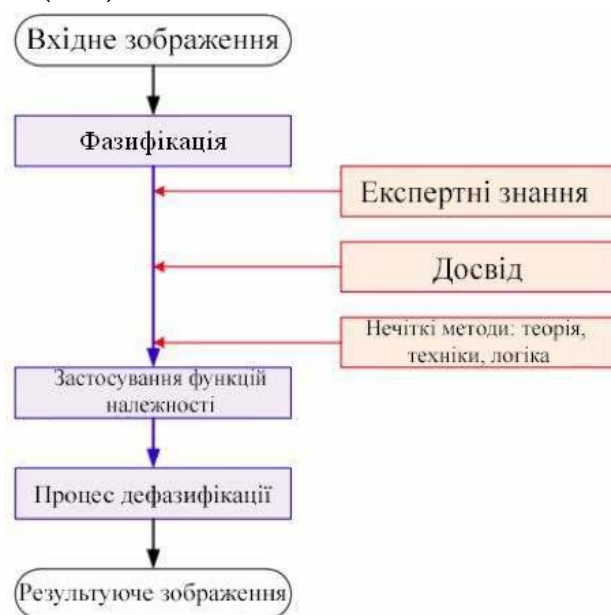


Рисунок – 1 Структура нечіткої обробки зображень

Для оцінки якості кластеризації в методі FCM використовується об'єктна функція:

$$J_m(u, v) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^c u_{ji}^m d^2(x_i, v_j), \quad (1)$$

де $N=L*M$ (L та M розмір зображення), c – кількість кластерів, u_{ji} – ступінь належності об'єкта x_i до кластеру j , m – ваговий коефіцієнт, який характеризує міру нечіткості, v_j – центр кластера j , $d(x_i, v_j) = d_{ij}$ – Евклідова відстань між центром кластера v_j та x_i .

Алгоритм FCM має такий вигляд:

- 1) завдання кількості кластерів c , фазифікатора m та похибки ε ;
- 2) ініціалізація випадковими значеннями початкової матриці належності $U^{(0)}$, ітератора $b=0$;
- 3) розрахунок центрів кластерів $v_j^{(b)}$

$$v_j^{(b)} = \frac{\sum_{i=1}^N (u_{ji}^{(b)})^m x_i}{\sum_{i=1}^N (u_{ji}^{(b)})^m} \quad (2)$$

- 4) розрахунок матриці належності $U^{(b+1)}$

$$u_{ji}^{(b+1)} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ji}}{d_{ki}} \right)^{\frac{2}{m-1}}}; \quad (3)$$

5) якщо $\max(U^{(b)} - U^{(b+1)}) < \varepsilon$, бажана точність досягнута, завершення алгоритму, інакше повертаємося до кроку 3.

Однією з проблем стандартних алгоритмів FCM у сегментації зображень є відсутність обліку просторової інформації, яка грає важливу роль, через що шум і артефакти часто погіршують її продуктивність. Узагальнений алгоритм FCM просторову інформацію включає безпосередньо до функцій нечіткого членства [4]

$$h_{ij} = \sum_{k \in N(x)_i} u_{ik}, \quad (4)$$

$$u'_{ji} = \frac{u_{ji}^p h_{ji}^q}{\sum_{i=1}^c u_{ji}^p h_{ji}^q} \quad (5)$$

Змінна h_{ji}^q включає в себе просторову інформацію, p і q - два параметри, що контролюють відповідний внесок сусідніх пікселів у вікні перетворення $N(x)_i$.

Інший підхід для врахування просторової інформації є введення нечіткого локального фактора G_{ki} [5]:

$$G_{ki} = \sum_{j \in N_i} \frac{1}{d_{ij} + 1} (1 - u_{kj})^m \|x_j - v_k\|^2 \quad (6)$$

де i – центр локального вікна N_i , x_j пікселі вікна; k – поточний кластер. Нечіткий фактор G_{ki} не залежить від додаткових параметрів для контролю чутливості, а розмір і форма локального вікна може змінюватися (круг, шестикутник тощо) в залежності від бажаних результатів.

Використовуючи G_{ki} отримуємо об'єктну функцію:

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c \left[u_{ki}^m \|x_i - v_k\|^2 + G_{ki} \right] \quad (7)$$

Матриця належності та центри кластерів розраховуються наступним чином:

$$u_{ki} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_k\|^2 + G_{ki}}{\|x_i - v_j\|^2 + G_{ji}} \right)^{\frac{1}{m-1}}} \quad (8)$$

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ki}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ki}^m} \quad (9)$$

Експериментальна частина. Для тестування алгоритмів було використано модельне зображення (рис. 2 а) до якого було додано шум Гауса 5 дБ (рис

2.19 б). На рис. 2 в і 2 г наведено зображення нечіткого класу, сформованого базовим методом FCM ($c=2$) і модифікованім з застосуванням вираження (4) ($p=1$; $q=1$; розмір вікна $N_i=5 \times 5$), відповідно. В результаті виконання метода FCM було отримано стандартне відхилення ≈ 16 для першого та для другого ≈ 18 кластеру. Облік просторової складової продемонстрував набагато кращі результати – рівні стандартного відхилення порядку 0.04 та 0.004 (рис. 2 г) для першого для та другого класу, відповідно.

Врахування просторової інформації для сегментації дозволяє добитися більш високого ступеня стійкості до шуму.

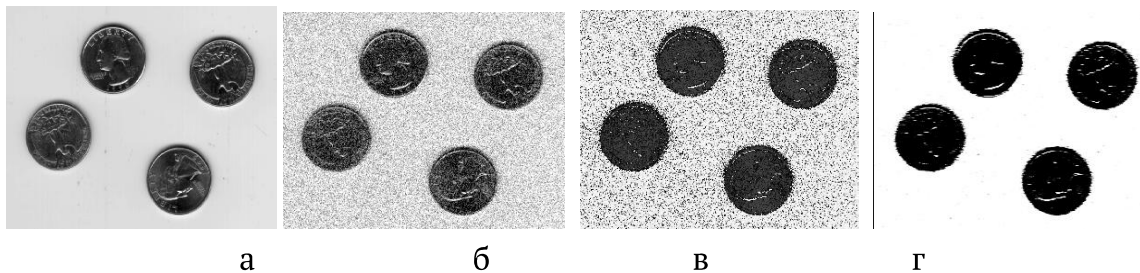


Рисунок 2 - Нечітка кластеризація $c=2$: а - вхідне зображення; б - з шумом Гауса 5 дб; в - FCM; г – облік просторової складової h_{ij}

Для тестування на реальних зображеннях було обрано МРТ знімок головного мозку, представлений на рис. 3 а. Деякі об'єкти інтересу позначені стрілками. Дефазифікація проведена з застосуванням виразу

$$r = \sum_{k=1}^c u_{ij}(k) * v_k, \quad (10)$$

що дозволяє в результуючому зображенні використовувати інтегральну інформацію нечіткої кластеризації. Аналіз отриманого результату дозволяє зробити висновок про те, що облік просторової інформації забезпечує підвищення якості кластеризації, що дозволяє поліпшити однорідність виділених областей і чіткість меж об'єктів інтересу при сегментації.

На рис. 3 г наведено результат кластеризації зображення на підставі формул (6)-(8). В даному випадку найбільш інформативним для виділення об'єкта інтересу виявилася безпосередня візуалізація функції належності нечіткого класу.

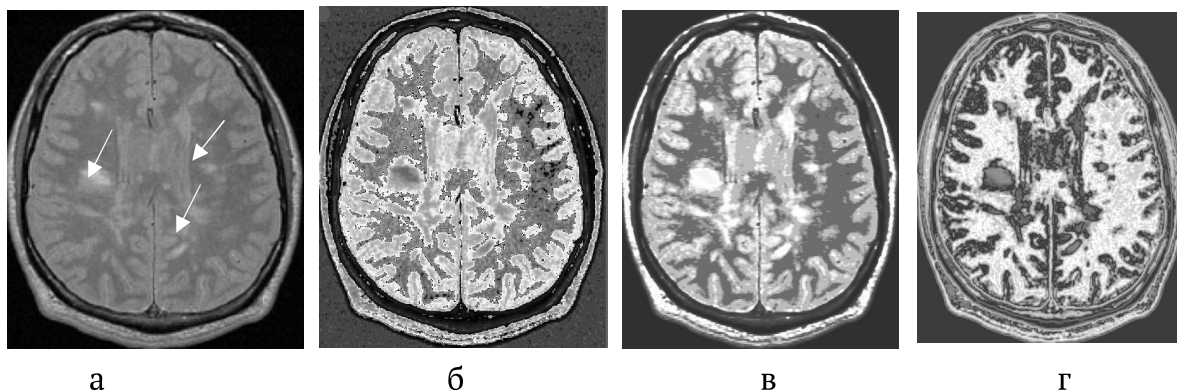


Рисунок 3 - Сегментація МРТ головного мозку: а) вхідне зображення; б) FCM; облік просторової складової на основі введення: в) h_{ij} ; г) G_{ki}

Врахування просторової інформації за допомогою нечіткого локального фактора G_{ki} значно підвищує обчислювану вартість алгоритму. В порівнянні з FCM, де складність алгоритму становить $(n \times c)$ (n - довжина гістограми, c - кількість кластерів), складність даного підходу становить $(N \times M \times c)$ (N та M - розмір оброблюваного зображення). У табл. 1 наведено час виконання алгоритмів в залежності від розміру зображення, при однаковій кількості кластерів.

Таблица 1

Залежність часу виконання від розміру зображення

об'єктна функція	100	200	300	400	500
(1)	0.545 с.	2.304 с.	5.323 с.	9.83 с.	15.26 с.
(6)	51.65 с.	199.23 с.	542.69 с.	792.31 с.	1490.67 с.

На основі аналізу отриманих експериментальних результатів можна зробити наступні висновки:

- врахування просторової інформації для кластеризації зображень дозволяє добитися поліпшення якості сегментації при виділенні об'єктів інтересу і забезпечити більш високий ступень стійкості до шуму порівняно з базовим алгоритмом FCM;
- врахування просторової інформації з використанням нечіткого локального фактора істотно підвищує обчислювану вартість алгоритму;
- метод дефазифікації суттєво впливає на інформативність результату сегментації;
- врахування просторової інформації на стадії після обробки дозволяє скоротити обчислювану вартість алгоритму.

ЛИТЕРАТУРА

1. Рутковский Л. Методы и технологии искусственного интеллекта // Рутковский Л. / – М.: Телеком, - 2010. – 600 с.
2. Pham D.L. Current methods in medical image segmentation/D.L. Pham, C. Xu, J.L. Prince // Annual Review of Biomedical Engineering. -2000. – Vol. 41. -p. 315–337.
3. Егоров А. Оптимизация яркости изображений на основе нейро-фаззи технологий /А. Егоров, Л. Ахметшина Монография. – Изд. Lambert. – 2015. – 139 с.
4. Bing Nan Li. Integrating spatial fuzzy clustering with level set methods for automated medical image segmentation/Bing Nan Li, Chee Kong Chui, Stephen Chang, S.H. Ong//Computers in Biology and Medicine --2011. – Vol. 41. -p. 1–10.
5. Keh-Shih Chuang. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation / Keh-Shih Chuang, Hong-Long Tzeng, Sharon Chen, Jay Wu, Tzong-Jer Chen//Computerized Medical Imaging and Graphics. – 2006. – Vol. -p. 9–15.

REFERENCES

1. Rutkovskiy L. Metody i tekhnologii iskusstvennogo intellekta // Rutkovskiy L. / М.: Телеком, - 2010. 600 s.
2. Pham D.L. Current methods in medical image segmentation/D.L. Pham, C. Xu, J.L. Prince // Annual Review of Biomedical Engineering. -2000. – Vol. 41. - p. 315–337.
3. Yegorov A. Optimizatsiya yarkosti izobrazheniy na osnove neyro-fazzi tekhnologiy /A. Yegorov, L. Akhmetshina Monografiya. – Izd. Lambert. – 2015. – 139 с.
4. Bing Nan Li. Integrating spatial fuzzy clustering with level set methods for automated medical image segmentation/Bing Nan Li, Chee Kong Chui, Stephen Chang, S.H. Ong//Computers in Biology and Medicine --2011. – Vol. 41. -p. 1–10.
- Keh-Shih Chuang. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation / Keh-Shih Chuang, Hong-Long Tzeng, Sharon Chen, Jay Wu, Tzong-Jer Chen//Computerized Medical Imaging and Graphics. – 2006. – Vol. -p. 9–15.