УДК 004.8:004.032.26 DOI: https://doi.org/10.30837/IYF.CVSAMM.2024.107

ОГЛЯД МЕТОДУ НЕЧІТКОЇ СЕГМЕНТАЦІЇ ЗОБРАЖЕНЬ

Полубєхін А.А.
Науковий керівник – к.т.н., доц. Шафроненко А.Ю.
Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІНФ, м. Харків, Україна
e-mail: anton.polubiekhin@nure.ua

Computational intelligence methods are widely used to solve many complex problems, including, of course, traditional: Data Mining and such new directions as Dynamic Data Mining, Data Stream Mining, Big Data Mining, Web Mining, Text Mining, etc. Fuzzy image segmentation is an image processing technique that uses fuzzy sets to assign each pixel or group of pixels in an image the appropriate degree of belonging to a certain class or region. The basic idea is that each pixel has a probability of belonging to different classes or areas, rather than a fixed class, as in classical segmentation methods.

Нечітка сегментація зображень – це метод обробки зображень, який використовує нечіткі множини для призначення кожному пікселю або групі пікселів на зображенні відповідного ступеня належності до певного класу чи області. Основна ідея полягає в тому, щоб кожному пікселю призначити ймовірність належності до різних класів чи областей, а не твердий клас, як у класичних методах сегментації.

Традиційно початковою інформацією для задачі кластеризації є вибірка спостережень, що складається з N n-вимірних векторів ознак:

$$X=\left\{x(1),x(2),...,x(k),...,x(N)\right\},\ x(k)=\left(x_1(k),...,x_n(k)\right)^T\in R^n,\ k=1,2,\ldots,N,$$

а результатом роботи алгоритму є розподіл початкового масиву даних на m класів з деяким рівнем wj(k) належності k-го вектора ознак j-му кластеру.

В то же час існує широкий клас задач, коли початкова інформація надходить не в векторній, а в матричній формі, тобто $x(k)=\{x_{i_1i_2}(k)\}$, де $i_1=1,2,\ldots,n_1$, $i_2=1,2,\ldots,n_2$, $k=1,2,\ldots,N$. Така ситуація є характерною, наприклад, при обробці зображень [1], коли початкова $(N_1\times N_2)$-матриця розбивається на $N=N_1N_2(n_1n_2)^{-1}$ $(n_1\times n_2)$ матриць-фрагментів, які підлягають кластеризації, в результаті якої формуються однорідні в деякому сенсі сегменти цього зображення. Традиційно ця задача вирішуються шляхом попередньої векторизації фрагментів і використання вже відомих процедур, найбільш популярною з яких є метод кластеризації нечітких С – середніх [2]. Для обробки матричних даних має сенс використовувати матричні методи кластеризації-сегментації. Один з варіантів – це застосування матричного методу нечітких середніх (С-середніх), що є узагальненням FCM. Використання такого методу дозволить уникнути зайвих операцій векторизаціїдевекторизації для обробки двовимірних масивів даних та забезпечить можливість обробки інформації в режимі реального часу.

Як цільова функція кластеризації використовується матричний імовірнісний критерій:

$$E(w_j(k),c_j)=\sum_{k=1}^{N}\sum_{j=1}^{m}w_j^{\beta}(k)D^2(x(k),c_j)=\sum_{k=1}^{N}\sum_{j=1}^{m}w_j^{\beta}(k)Tr\Big((x(k)-c_j)(x(k)-c_j)^T\Big),(1)$$

за наявності обмежень:

$$\sum_{j=1}^{m}w_j(k)=1 \ \vee \ \sum_{j=1}^{m}w_j(k)-1=0, k=1,2,...,N,\ 0<\sum_{j=1}^{m}w_j(k)<N,\ j=1,2,...,m.$$

Вводячи функцію Лагранжа приходимо до кінцевого вигляду алгоритму:

$$\begin{cases} w_j(k)=\dfrac{(D^2(x(k),c_j))^{\frac{1}{1-\beta}}}{\sum\limits_{l=1}^{m}(D^2(x(k),c_l))^{\frac{1}{1-\beta}}}; \\ \lambda(k)=-\left(\sum\limits_{l=1}^{m}\left(\beta D^2(x(k),c_l)^{\frac{1}{1-\beta}}\right)^{1-\beta}\right); \\ c_j=\dfrac{\sum\limits_{k=1}^{N}w_j^{\beta}(k)x(k)}{\sum\limits_{k=1}^{N}w_j^{\beta}(k)}. \end{cases} \quad (2)$$

Отримана система відкриває доступ до широкого спектру процедур кластеризації. Наприклад, при встановленні значення $\beta = 2$ отримується простий та ефективний алгоритм матричної кластеризації [3]. Цей алгоритм представляє собою узагальнену версію відомої процедури, запропонованої Дж. Бездеком:

$$\begin{cases} w_j(k)=\dfrac{(Tr(x(k)-c_j)(x(k)-c_j)^T)^{-1}}{\sum\limits_{l=1}^{m}(Tr(x(k)-c_l)(x(k)-c_l)^T)^{-1}}; \\ c_j=\dfrac{\sum\limits_{k=1}^{N}w_j^2(k)x(k)}{\sum\limits_{k=1}^{N}u_j^2(k)}, \end{cases} \quad (3)$$

де Tr – символ сліду матриці.

Метод (3) може бути розширений для випадку, коли дані надходять для обробки послідовно в режимі реального часу (on-line). З цією метою, використовуючи лагранжіан і застосовуючи процедуру пошуку сідлової точки Ерроу-Ґурвіца-Удзави, при надходженні (k+1)-го спостереження оцінки рівнів належностей і центроїдів можуть бути уточнені за допомогою рекурентних співвідношень:

$$\begin{cases} w_j(k+1) = \dfrac{(D^2(x(k+1), c_j(k))^{\frac{1}{1-\beta}})}{\sum\limits_{l=1}^{m}(D^2(x(k+1), c_l(k))^{\frac{1}{1-\beta}})}; \\ c_j(k+1) = c_j(k) - \eta(k)\left\{\dfrac{\partial L(w_j(k+1), c_j, \lambda(k+1))}{\partial c_j}\right\} = \\ = c_j(k) + \eta(k) w_j^{\beta}(k+1)(x(k+1) - c_j(k)), \end{cases} \tag{4}$$

Результатом роботи алгоритму є кінцева матриця нечіткого розбиття для усіх об’єктів вибірки і прототипи класів. Під час обробки цифрових зображень об’єкти, які є матрицями або векторами однакової розмірності, формуються з фрагментів самого зображення. Кожен піксель у кольоровій моделі RGB (Red-Green-Blue) перетворюється в модель Grayscale, де яскравість пікселя виражається скалярним значенням в інтервалі [0, 1]. Переведення з моделі RGB до моделі Grayscale виконується згідно з формули:

$$Y = (0.299R + 0.587G + 0.114B) / 255,$$

де Y – яскравість світіння пікселя, R, G, B – яскравості світіння красного, зеленого і синього тонів відповідно, значення яких знаходяться в інтервалі [0, 255]. Набори спостережень, сформовані з цифрових зображень, оброблюються на зразок стандартних кількісних вибірок. Після обробки зображень кожному кластеру призначаються кольори моделі Grayscale, і кожен об’єкт забарвлюється в колір найближчого кластера.

Список використаних джерел:

1. Chan, K. Efficient time series matching by wavelets / K. Chan // Proc. of 15th IEEE Int. Conf. on Data Engineering. – 1999. – P. 126–133.

2. Bodyanskiy, Y., Popov, S., Brodetskyi, F., & Chala, O. (2022, November). Adaptive Least-Squares Support Vector Machine and its Combined Learning-Selflearning in Image Recognition Task. In 2022 IEEE 17th International Conference on Computer Sciences and Information Technologies (CSIT) (pp. 48–51). IEEE.

3. Shafronenko, A. Y., Kasatkina, N. V., Bodyanskiy, Y. V., & Shafronenko, Y. O. (2023). CREDIBILISTIC ROBUST ONLINE FUZZY CLUSTERING IN DATA STREAM MINING TASKS . Radio Electronics, Computer Science, Control, (3), 97. https://doi.org/10.15588/1607-3274-2023-3-10.