

НЕЧІТКА СЕГМЕНТАЦІЯ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ ТЕОРІЇ ДОСТОВІРНОСТІ

Магніцький Є.Д.

Науковий керівник – к.т.н., доц. Шафроненко А.Ю.

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ІНФ,
м. Харків, Україна

e-mail: yevhenii.mahnitskyi@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. In the paper was proposed new on-line method of fuzzy clustering-segmentation of data streams based on credibilistic approaches.

Нечітка сегментація зображень – це метод, який використовує нечіткі множини для визначення принципів присвоєння пікселям зображення належності до різних класів чи областей. Замість традиційного чіткого призначення пікселя до конкретного класу, нечітка сегментація дозволяє призначити йому ступінь належності кожному класу на основі ймовірностей.

Основні ідеї нечіткої сегментації полягають у використанні нечітких множин та логіки нечітких висловлювань для вираження невизначеності та нечіткості в задачі сегментації зображень. Кожен піксель призначається не конкретному класу, а розподілу ймовірностей належності до різних класів.

Цей підхід особливо ефективний у випадках, коли піксель може одночасно відноситися до кількох класів чи областей. Нечітка сегментація забезпечує більш гнучку та реалістичну реалізацію завдань сегментації зображень в умовах невизначеності та перетину областей.

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

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

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

Цільова функція достовірної кластеризації зображень має вигляд:

$$\begin{aligned} E(Cred_j(k), c_j) &= \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^m Cred_j^B(k) D^2(x(k), c_j) = \\ &= \sum_{k=1}^N \sum_{j=1}^m Cred_j^B(k) Tr((x(k) - c_j)(x(k) - c_j)^T). \end{aligned} \quad (1)$$

Вводячи функцію Лагранжа можна записати роботу метода в пакетному режимі у вигляді:

$$\left\{ \begin{array}{l} w_j(k) = \frac{1}{1 + \text{Tr}((x(k) - c_j)(x(k) - c_j)^T)}, \\ w_j^*(k) = \frac{w_j(k)}{\sup w_l(k)}, \\ \text{Cred}_j(k) = \frac{w_j^*(k) + 1 - \sup w_l^*(k)}{2}, \\ c_j = \frac{\sum_{k=1}^N \text{Cred}_j^\beta(k) x(k)}{\sum_{k=1}^N \text{Cred}_j^\beta(k)}, \end{array} \right. \quad (2)$$

в онлайн режимі перепишемо (2) наступним чином:

$$\left\{ \begin{array}{l} \sigma_j^2(k+1) = \sum_{\substack{l=1 \\ l \neq j}}^m \left(\text{Tr}((x(k+1) - c_j)(x(k+1) - c_j)^T)^{\frac{1}{1-\beta}} \right)^{-1}, \\ w_q(k+1) = \left(1 + \frac{\left(\text{Tr}((x(k+1) - c_j)(x(k+1) - c_j)^T) \right)^{\beta-1}}{\sigma_j^2(k+1)} \right)^{-1}, \\ w_j^*(k+1) = \frac{w_j(k+1)}{\sup w_l(k+1)}, \\ \text{Cred}_j(k+1) = \frac{1}{2} \left(w_j^*(k+1) + 1 - \sup w_l^*(k+1) \right), \\ c_j(k+1) = c_j(k) + \eta(k+1) \text{Cred}_j^\beta(k+1) (x(k+1) - c_j(k)). \end{array} \right. \quad (3)$$

Список використаних джерел:

1. Бодянський, Є. В., Шафроненко, А. Ю., & Климова, І. М. (2019). Онлайн достовірна нечітка кластеризація даних з використанням функції належності спеціального типу. *Біоніка інтелекту*, 2(93), 3–6.

2. Bodyanskiy, Ye. Matrix neuro-fuzzy self-organizing clustering network / Ye. Bodyanskiy, V. Volkova, M. Skuratov // *Scientific J. of Riga Technical University "Computer Science, Information Technology and Management Sci."*. – 2011. - №49. – P. 54–58.

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>.