УДК 004.8.032.26

ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ АДАПТИВНОГО НЕЧІТКОГО КЛАСТЕРУВАННЯ ДЛЯ ВИРІШЕННЯ ЗАВДАННЯ ОПРАЦЮВАННЯ МАТРИЧНИХ ДАНИХ

Анісімов В.Е.
Науковий керівник – к.т.н., проф. Кулішова Н.Є.
Харківський національний університет радіоелектроніки
61166, Харків, просп. Науки, 14, каф. Штучного Інтелекту, тел. (057) 702-13-37
email: vladyslav.anisimov@nure.ua

Проблема кластерування багатовимірних даних часто зустрічається в багатьох задачах, які пов'язані з інтелектуальним аналізом даних. Традиційний підхід до вирішення таких завдань дозволяє припущення відносно того, що кожне спостереження може відноситись до одного кластеру [1], хоча більш природньою є ситуація, коли вектор ознак з різними рівнями належності або ймовірності може належати одразу декільком класам.

Для випадку, коли входова інформація надходить на опрацювання не у векторному, а в матричному вигляді. Така ситуація є характерною, наприклад, при обробці зображень [2], коли входова $(N_1 \times N_2)$-матриця розбивається на $N = N_1 \cdot N_2 \cdot (n_1 \cdot n_2)^{-1}$ $(n_1 \times n_2)$-матриць-фрагментів, які необхідно кластерувати, в результаті формуються одномірні в деякому сенсі сегменти зображення. Традиційно ця задача вирішується шляхом попередньої векторизації фрагментів та у використанні вже відомих процедур, найбільш популярною з яких є метод кластерування нечітких С-середніх [1, 2].

Нехай задана вибірка спостережень $x(k) = \left\{x_{i_1,i_2}(k)\right\} \in R^{n_1 \times n_2}$, $k = 1,2,\dots,N$, а в якості цільової функції кластерування використовується ймовірнісний критерій

$$\begin{aligned} E\left(u_j(k), c_j\right) &= \sum_{k=1}^{N}\sum_{j=1}^{m} u_j^{\beta}(k)\, D^2\left(x(k), c_j\right) = \\ &= \sum_{k=1}^{N}\sum_{j=1}^{m} u_j^{\beta}(k) Tr\left(x(k) - c_j\right)\left(x(k) - c_j\right)^T \end{aligned} \tag{1}$$

за наявністю обмежень:

$$\textstyle\sum_{j=1}^{m} u_j(k) = 1, \text{ та } \sum_{j=1}^{m} u_j(k) - 1 = 0, \tag{2}$$

де $k = 1,2,\dots,N, 0 < \sum_{j=1}^{m} u_j(k) < N,\ j = 1,2,\dots,m, u_j(k) \in [1,2]$ – рівень належності $x(k)$ до j-го кластеру, c_j – центроїд j-го кластеру, β – параметр фаззіфікації, $D^2\left(x(k), c_j\right)$ – міра відстані між $x(k)$ та c_j.

Результатом кластерування є $(N \times m)$-матриця $U = \{u_j(k)\}$, яка має назву матриці нечіткого розбиття. Фінальний результат матричних операцій до класичного методу кластерування нечітких С-середніх має вигляд:

$$\begin{cases} u_j(k) = \left(D^2\left(x(k), c_j\right)\right)^{1/1-\beta} \Big/ \sum_{l=1}^{m}\left(D^2\left(x(k), c_j\right)\right)^{1/1-\beta}, \\ \lambda(k) = -\left(\sum_{l=1}^{m}\left(\beta D^2(x(k), c_l)^{1/1-\beta}\right)^{1-\beta}\right), \\ c_j = \sum_{k=1}^{N} u_j^{\beta}(k)x(k) \Big/ \sum_{k=1}^{N} u_j^{\beta}(k). \end{cases} \quad (3)$$

Отримана система породжує клас процедур кластерування. Так, обираючи $\beta = 2$, отримуємо простий та ефективний алгоритм матричного кластерування, який є узагальненням популярної процедури Дж. Бездека [2]:

$$\begin{cases} u_j(k) = \dfrac{\left(Tr\left(x(k) - c_j\right)\left(x(k) - c_j\right)^T\right)^{-1}}{\sum_{l=1}^{m}\left(Tr\left(x(k) - c_j\right)\left(x(k) - c_j\right)^T\right)^{-1}}, \\ c_j = \dfrac{\sum_{k=1}^{N} u_j^2(k)x(k)}{\sum_{k=1}^{N} u_i^2(k)}, \end{cases} \quad (4)$$

Функціонування алгоритму кластерування починається із задання початкової (зазвичай випадкової) матриці нечіткого розбиття U^0. На основі її розраховується початковий набір центроїдів c_j^0, які далі використовуються для обчислення нової матриці U^1. Спостереження в пакетному режимі перераховуються c_j^1, U^2,…, c_j^{t-1}, U^t, поки різниця $\|U^t - U^{t-1}\|$ не стане меншою за деякий апріорі заданий поріг ε. Таким чином весь масив спостережень опрацьовується декілька разів.

Описаний в роботі метод нечіткого кластерування матричних даних, є модифікацією класичного методу нечіткої самоорганізації даних, який було запропоновано Дж. Бездеком. Цей метод дозволяє опрацьовувати як дані у векторній формі, так і матричній. На відміну від класичного методу нечітких С-середніх знімається суворе обмеження на функцію належності і пропонується використовувати більш адаптивний підхід для розрахунку, замість рівнів належності використовуються рівні можливості.

Список літератури

1. Bezdek, J. C. Fuzzy Models and Algorithms for Pattern Recognition and Image Processing: Springer [Text] / J.C. Bezdek, J. Keller, R. Krisnaparum, N. Pal. – 1999. – P. 777.