

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА МОДЕЛЬ ІЄРАРХІЧНОЇ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ

Саад Джулгам, аспірант,
Сумський державний університет
Saad710@mail.ru

При інформаційному аналізі і синтезі адаптивної системи підтримки прийняття рішень (СППР) на основі машинного навчання та розпізнавання образів виникає необхідність автоматизації формування вхідної навчальної матриці, яка в процесі навчання адаптується з метою побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил. Тому для підвищення ефективності адаптивної системи керування доцільним є застосування для формування початкової конфігурації класів розпізнавання ідей і методів кластер-аналізу [1].

Як вхідний математичний опис інтелектуальної СППР розглянемо структуру

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, Y', Y, X; \Pi, \Phi_1, \Phi_2, \Phi_3 \rangle,$$

де G – простір вхідних факторів, які діють на СППР; T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих станів СППР; Y' – неклаसифікована вхідна навчальна матриця; Y – класифікована вхідна навчальна матриця; X – бінарна навчальна матриця; $\Pi: G \times T \times \Omega \rightarrow Z$ – оператор переходів, що відбиває механізм зміни станів СППР під впливом внутрішніх і зовнішніх факторів; $\Phi_1: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y'$ – оператор формування вибіркової множини Y' ; $\Phi_2: Y' \rightarrow Y$ – оператор формування вибіркової множини Y ; $\Phi_3: Y \rightarrow X$ – оператор формування бінарної навчальної матриці X .

Категорійну модель інформаційно-екстремального навчання СППР в режимі кластер-аналізу подамо у вигляді діаграми відображення множин (рис. 1).

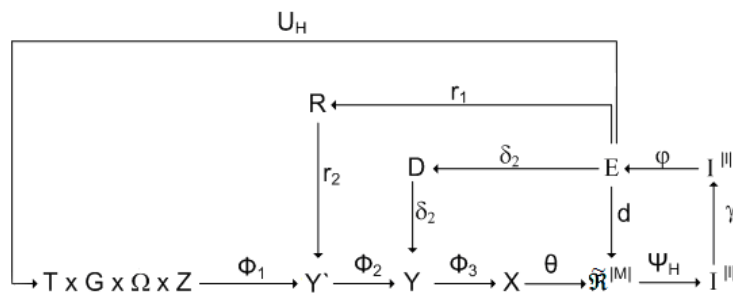


Рис. 1. Діаграма відображення множин при кластер-аналізі

У діаграмі (рис.1) оператор $\Psi_H: \mathfrak{R}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$ перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1: y_{m,i}^{(j)} \in X_m^o$, де $I^{|l|}$ множина гіпотез, яка для двохальтернативних рішень, крім основної гіпотези, має альтернативну гіпотезу $\gamma_1: y_{m,i}^{(j)} \notin X_m^o$. Оператор $\theta: X \rightarrow \mathfrak{R}^{|M|}$ будує у загальному випадку нечітке розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$, а оператор класифікації $\psi: \mathfrak{R}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізацій $\{x_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ класу X_m^o . Тут l – кількість статистичних гіпотез. Оператор $\gamma: I^{|l|} \rightarrow \mathfrak{Z}^{|q|}$ за результатом оцінки статистичних гіпотез формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{Z}^{|q|}$, де $q = l^2$ – кількість точнісних характеристик. Оператор $\phi: \mathfrak{Z}^{|q|} \rightarrow E$ обчислює множину значень інформаційного КФЕ, який є функціоналом точнісних характеристик. Контур оптимізації геометричних параметрів

нечіткого розбиття $\mathfrak{R}^{|M|}$ шляхом пошуку максимуму КФЕ навчання розпізнавання реалізацій класу X_m^o замикається оператором $r: E \rightarrow \mathfrak{R}^{|M|}$.

Крім контуру оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, який реалізує базовий алгоритм навчання, діаграма містить контур оптимізації контрольних допусків, в якому терм-множина D – значення системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання і контур побудови початкового нечіткого розбиття, де R терм-множина допустимих радіусів, що відновлюють контейнери класів цього розбиття.

Таким чином, поєднання дистанційного підходу до кластеризації даних при заданій потужності алфавіту класів розпізнавання з інформаційним синтезом СППР у рамках ІЕІ-технології дозволяє автоматизувати процес формування апріорно нечіткої класифікованої багатовимірної навчальної матриці, відобразити її у бінарний простір Хеммінга і адаптувати з метою побудови в процесі навчання безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил.

1. А.К. Jain. Algorithm for Clustering Data / А.К. Jain, R.C. Dubes. – New Jersey: Engelwood Cliffs. Prentice Hall.– 1988.- 367р.

2. Довбиш А.С. Основи проектування інтелектуальних систем: навчальний посібник.– Суми: Видавництво СумДУ, 2009.– 171 с.