

УДК 681.518:004.93.1'

А. С. ДОВБИШ, Г. А. СТАДНИК

Сумський державний університет

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНИЙ АЛГОРИТМ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ З ГІПЕРЦИЛІНДРОЇДНИМ КЛАСИФІКАТОРОМ

Запропоновано метод навчання системи підтримки прийняття рішень з гіперциліндроїдними вирішальними правилами. Метод розроблено в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу даних, що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її навчання. При цьому відновлення контейнерів класів розпізнавання відбувається в радіальному базисі бінарного простору ознак, що дозволяє будувати для класів розпізнавання відносно прості роздільні гіперповерхні, забезпечуючи цим можливість прийняття рішень в реальному темпі часу при функціонуванні системи в робочому режимі. Крім того, як вісь гіперциліндроїдного контейнера класу розпізнавання запропоновано вибирати головну компоненту, сума проекцій векторів-реалізацій образу на ортогональний вектор до якої є мінімальною. Реалізація запропонованого алгоритму розглядається на прикладі машинного навчання системи діагностування інфекційних хвороб.

Ключові слова: інформаційно-екстремальний алгоритм, система підтримки прийняття рішень, гіперциліндроїдний класифікатор, клас розпізнавання, навчання, оптимізація, екзамен, функціональна ефективність, діагностування.

Вступ

Основним шляхом підвищення функціональної ефективності систем підтримки прийняття рішень (СППР) є надання їм властивості адаптивності на основі машинного навчання і розпізнавання образів [1-3]. При цьому основні науково-методологічні труднощі, що виникають під час інформаційного синтезу здатних навчатися СППР, обумовлені довільними початковими умовами керованих динамічних процесів. Крім того, необхідно враховувати перетин класів розпізнавання, що характеризують можливі функціональні стани об'єкта дослідження. Одним із перспективних напрямів підвищення функціональної ефективності здатних навчатися СППР є використання ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу даних, заснованої на максимізації інформаційної спроможності системи в процесі її навчання [4, 5]. У працях [6, 7] розглядалися алгоритми інформаційно-екстремального навчання СППР для побудови гіперсферичних вирішальних правил. Проте на практиці розподіл реалізацій образів у просторі ознак розпізнавання може мати більш складну, наприклад, витягнуту конфігурацію, що знижує достовірність рішень.

У статті розглядається інформаційно-екстремальний алгоритм навчання СППР з відновленням у радіальному базисі бінарного простору

ознак гіперциліндроїдних контейнерів класів розпізнавання.

Постановка задачі дослідження

Розглянемо у рамках ІЕІ-технології формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу здатної навчатися СППР з гіперциліндроїдними вирішальними правилами. Нехай заданий алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^0 \mid m = \overline{1, M}\}$, що характеризує M функціональних станів керованого процесу. Для заданого алфавіту сформована апріорно класифікована навчальна матриця типу «об'єкт-властивість» $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N – кількість ознак розпізнавання образу і n – кількість реалізацій образу. Крім того, заданий структурований вектор параметрів навчання СППР

$$g = \langle x_m, d_{1,m}, z_m, d_{2,m}, \rho, \delta, \rangle, \quad (1)$$

де x_m – еталонний (усереднений) вектор-реалізація, вершина якого визначає геометричний центр як гіперсферичного контейнера класу X_m^0 так і вписаного в нього гіперциліндроїда;

$d_{1,m}$ – радіус гіперсферичного контейнера класу X_m^0 , який визначається в бінарному просторі ознак як кодова відстань роздільної гіперповерхні від век-

тора x_m і дорівнює довжині піввісі гіперциліндрічного контейнера;

z_m – вісь гіперциліндроїда, що проходить через вершину еталонного вектора x_m ;

$d_{2,m}$ – кодова відстань, яка визначає радіус гіперциліндрічного контейнеру класу X_m^0 ;

ρ – рівень селекції координат двійкового еталонного вектора x_m , що є рівнем квантування дискрет полігону частот потрапляння значень ознак розпізнавання у свої контрольні допуски;

δ – параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

При цьому для координат вектора (1) задані обмеження: $x_m \in \Omega_B^{[N]}$, де $\Omega_B^{[N]}$ – бінарний простір ознак розпізнавання потужності N ; $d_{1,m} \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1]$, де $d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань від центру класу X_m^0 до центру найближчого (сусіднього) до нього класу X_c^0 , $d_{2,m} \in [0; d_{1,m}]$; $\delta \in [0; \delta_H / 2]$, де δ_H – нормоване поле допусків для відносної шкали вимірювання ознак і $\rho \in [0; 1]$.

Необхідно у процесі навчання оптимізувати координати вектора (1), які забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) в робочій (допустимій) області визначення його функції

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \max_{\{k\}} E_m^{(k)}, \quad (2)$$

де $E_m^{(k)}$ – обчислений на k -й ітерації інформаційний КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу X_m^0 ;

$\{k\}$ – множина ітерацій пошуку глобального максимуму КФЕ навчання (кроків навчання).

На етапі екзамени, тобто безпосередньо у робочому режимі, необхідно з максимальною достовірністю прийняти рішення про належність реалізації образу, що розпізнається до одного із класів алфавіту $\{X_m^0\}$.

Алгоритм навчання СППР

Оптимізація параметрів навчання СППР у рамках ІЕІ-технології здійснювалася за алгоритмом паралельної, тобто одночасної для всіх ознак розпізнавання, оптимізації рівня селекції координат еталонних двійкових векторів-реалізацій класів розпізна-

вання, який має вигляд [7]

$$\rho^* = \arg \max_{G_\rho} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{\{k\}} \bar{E}^{(k)} \} \}, \quad (3)$$

де $\bar{E}^{(k)}$ – обчислене на k -му кроці навчання усереднене значення інформаційного КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класів алфавіту $\{X_m^0\}$;

G_ρ , G_δ – області допустимих значень рівня селекції і поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання відповідно.

При цьому внутрішній цикл процедури (3) реалізує базовий алгоритм інформаційно-екстремального навчання СППР, основними задачами якого є обчислення на кожному кроці навчання інформаційного КФЕ, пошук глобального максимуму критерію в робочій області визначення його функції і оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання. Інший вкладений цикл процедури (3) здійснює ітераційну оптимізацію параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання за паралельним алгоритмом, за яким контрольні допуски змінюються для всіх ознак одночасно.

Вхідними даними є: масив $\{y_{m,i}^{(j)}\}$ реалізацій образів, система нормованих допусків $\{\delta_{H,i}\}$ і рівень селекції ρ координат еталонного вектора x_m .

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму побудови гіперциліндрічних вирішальних правил у рамках ІЕІ-технології.

1. Для кожного класу розпізнавання X_m^0 формується бінарна навчальна матриця $\|x_{m,i}^{(j)}\|$ за правилом

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } \{A_{HK_i} < y_{m,i}^{(j)} < A_{BK_i}\} \wedge y_{m,i}^{(j)} \in R; \\ 0, & \text{if } \{A_{BK_i} \geq y_{m,i}^{(j)} \vee y_{m,i}^{(j)} \leq A_{HK_i}\} \wedge y_{m,i}^{(j)} \in R; \\ y_{m,i}^{(j)}, & y_{m,i}^{(j)} \notin R, \end{cases}$$

де A_{HK_i} і A_{BK_i} – нижній і верхній контрольні допуски на i -ту ознаку еталонного вектора y_1 базового класу X_1^0 .

2. Для кожного класу розпізнавання X_m^0 формується еталонний вектор x_m за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > \rho; \quad i = \overline{1, N}, \\ 0, & \text{else,} \end{cases}$$

де $x_{m,i}$ – i -та ознака розпізнавання еталонного век-

тора x_m класу X_m^0 ;

ρ – рівень селекції координат еталонного вектора x_m .

3. Для кожного класу розпізнавання X_m^0 виконується розбиття множини $\{x_m\}$ на структуровані пари сусідніх еталонних двійкових векторів

$$\{\mathcal{R}_m^{|M|} = \langle x_m, x_c \rangle\},$$

де x_c – еталонний вектор найближчого (сусіднього) класу X_c^0 із заданого алфавіту.

4. Для кожного класу розпізнавання X_m^0 виконується процедура пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ (1) в робочій області визначення його функції

$$E_m^* := \text{extrem}_{\{d_{1,m}\}} E_m(d_{1,m})$$

та визначається оптимальний радіус гіперсферичного контейнера

$$d_{1,m}^* := \arg \text{extrem}_{\{d_{1,m}\}} E_m(d_{1,m}),$$

де $\{d_{1,m}\}$ – множина радіусів гіперсферичних контейнерів з центром у вершині x_m , величина яких визначається кодовою відстанню

$$d_{1,m} = \overline{0, d(x_m \oplus x_c) - 1}.$$

Тут $d(x_m \oplus x_c)$ – міжцентрова кодова відстань класів розпізнавання.

5. Якщо в процесі реалізації алгоритму (3) КФЕ (2) не досягає свого граничного максимального значення, то для кожного класу розпізнавання X_m^0 відновлюється в межах побудованого квазіоптимального гіперсферичного контейнера гіперциліндроїд, довжина вісі якого дорівнює діаметру контейнера, за схемою:

а) формування множин $\{x_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ і $\{x_c^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ двійкових векторів, елементи яких формуються за правилами

$$x_{m,i}^{(j)} = x_{m,i} \oplus x_{m,i}^{(j)}, \quad i = \overline{1, N};$$

$$x_{c,i}^{(j)} = x_{m,i} \oplus x_{c,i}^{(j)}, \quad i = \overline{1, N},$$

де $x_{m,i}$ – i -та ознака еталонного вектору x_m класу X_m^0 ;

$x_{m,i}^{(j)}$, $x_{c,i}^{(j)}$ – i -та ознака розпізнавання в j -й реалізації бінарної навчальної матриці класів X_m^0 і X_c^0 відповідно.

У загальному випадку ($M > 2$) за сусідній клас X_c^0 приймається сукупність найближчих до центру

класу X_m^0 реалізацій

$$\{x_c^{(j)} | j = \overline{1, n}\} \subseteq \left\{ \bigcup_{k=1}^M X_k^0 \setminus X_m^0 \right\};$$

б) формування множини $\{p_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ двійкових векторів, ортогональних до векторів множини $\{x_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$, сформованих за правилом

$$p_{m,i}^{(j)} = (x_{m,i} \equiv x_{m,i}^{(j)}), \quad i = \overline{1, N},$$

де $x_{m,i}$ – i -та ознака розпізнавання еталонного вектору x_m класу X_m^0 ;

$x_{m,i}^{(j)}$ – i -та ознака розпізнавання в j -й реалізації

бінарної навчальної матриці класу X_m^0 ;

в) формування множини $\{sp_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$, елементи якої є сумами проєкцій кожного з векторів множини $\{x_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ на вектори множини $\{p_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ у бінарному просторі ознак

$$sp_m^{(j)} = \sum_{l=1}^n \sum_{i=1}^N (x_{m,i}^{(l)} \cdot p_{m,i}^{(j)});$$

г) визначення вектора p_m^* , ортогонального до оптимальної вісі z_m^* гіперциліндроїдного контейнера класу розпізнавання X_m^0 , що задовольняє умові

$$p_m^* = \arg \min_{\{j\}} sp_m^{(j)}, \quad j = \overline{1, n}$$

й обчислення проєкцій векторів множин $\{x_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ та $\{x_c^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ на вектор p_m^*

$$p_m^{(j)} = \sum_{i=1}^N (x_{m,i}^{(j)} \cdot p_{m,i}^*);$$

$$p_c^{(j)} = \sum_{i=1}^N (x_{c,i}^{(j)} \cdot p_{m,i}^*); \quad (4)$$

д) пошук глобального максимуму інформаційного КФЕ (1) у робочій області визначення його функції

$$E_m^* := \text{extrem}_{\{d_{2,m}\}} E_m(d_{2,m})$$

та визначення оптимального радіуса гіперциліндроїдного контейнера

$$d_{2,m}^* := \arg \text{extrem}_{\{d_{2,m}\}} E_m(d_{2,m}),$$

де $\{d_{2,m}\}$ – множина радіусів гіперциліндроїдних контейнерів з віссю z_m^* , що проходить через вершину вектора x_m , величина яких визначається кодовою відстанню $d_{2,m} = \overline{0, d_{1,m}}$;

6. ЗУПИН.

Як критерій оптимізації параметрів навчання у рамках ІЕІ-технології може розглядатися будь-яка статистична інформаційна міра, яка є функціоналом від точнісних характеристик. Наприклад, для двох-альтернативних рішень і рівноймовірних гіпотез застосуємо модифікацію критерію Кульбака [4]:

$$E_m^{(k)} = \frac{1}{n} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-\gamma} - [K_{2,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}]}{[K_{2,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)}] + 10^{-\gamma}} \right\} \times \\ \times [n - (K_{2,m}^{(k)} + K_{3,m}^{(k)})], \quad (5)$$

де $K_{1,m}^{(k)}$, $K_{2,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають відповідно належність і неналежність реалізацій образу до контейнера класу X_m^0 , якщо вони дійсно є реалізаціями класу X_m^0 ;

$K_{3,m}^{(k)}$, $K_{4,m}^{(k)}$ – кількість подій, які означають відповідно належність і неналежність реалізацій образу до контейнера класу X_m^0 , якщо вони дійсно є реалізаціями класу X_c^0 ;

$10^{-\gamma}$ – будь-яке мале додатне число, яке вводиться для уникнення поділу на нуль при обчисленні критерію.

На практиці у формулі (4) величина γ дорівнює числу цифр мантиси значення критерію і вибирається в межах ($1 < \gamma \leq 3$).

Належність двійкового вектора-реалізації до гіперциліндрічного контейнера класу X_m^0 визначається умовою

$$\text{if } (d(x^{(j)} \oplus x_m) \leq d_{1,m}) \text{ and } (p_m^{(j)} \leq d_{2,m}) \\ \text{then } x^{(j)} \in X_m^0, \text{ else } x^{(j)} \notin X_m^0,$$

де $d(x^{(j)} \oplus x_m)$ – кодова відстань між вектором $x^{(j)}$ і еталонним вектором x_m контейнера класу X_m^0 ;

$p_m^{(j)}$ – проекція вектора $x^{(j)}$ на ортогональний до оптимальної вісі Z_m^* гіперциліндрічного контейнера класу X_m^0 вектор p_m^* , визначений за формулою (4).

Приклад застосування алгоритму навчання діагностичної СППР

Розглянемо застосування вищенаведеного алгоритму навчання СППР з гіперциліндрічним класифікатором для визначення стадії патології гострої кишкової інфекції (ГКІ), викликаной умовно-

патогенними мікроорганізмами, що дозволить лікарю обрати відповідну схему лікування. Алфавіт класів розпізнавання складався із трьох класів. При цьому клас X_1^0 характеризує контрольну групу осіб (здорові особи). Клас X_2^0 – групу пацієнтів, для яких необхідне комбіноване лікування з включенням до схеми колоїдного срібла (10 мг/л) і клас X_3^0 – групу пацієнтів, для яких необхідне одночасне призначення пробіотику й колоїдного срібла на тлі базисної терапії. Навчальні матриці класів мали по 40 реалізацій, кожна з яких складалася з 19 ознак розпізнавання. При цьому вектори-реалізації класів подано у вигляді структурованої послідовності ознак розпізнавання, одержаних за результатами лабораторних досліджень мікробіоценозу кишечника, рівня секреторного IgA, прозапального цитокіну IL 1 β , протизапального цитокіну IL 4 й інтегративних показників ендогенної інтоксикації.

На рис. 1 показано графік залежності усередненого КФЕ (2) від рівня селекції, одержаний в процесі його паралельної оптимізації за алгоритмом (3) для гіперсферичного класифікатора. На рис. 1 і далі темні ділянки графіка позначають робочу область визначення функції (5), в якій перша і друга достовірності перевищують відповідно значення помилок першого і другого роду, і, крім того, виконується умова $d(x_m \oplus x_c) < d_m$, яка гарантує, що контейнер класу X_m^0 не поглинає ядро сусіднього класу.

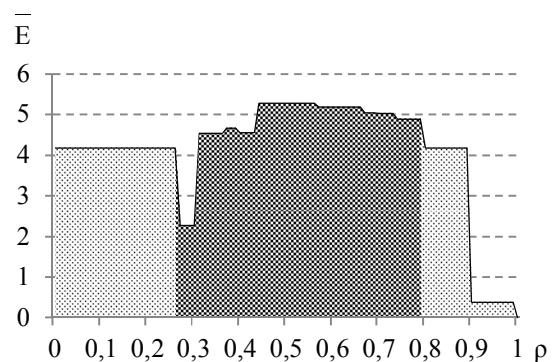


Рис. 1. Графік залежності КФЕ від значення рівня селекції для гіперсферичного класифікатора

Аналіз рис. 1 показує, що усереднене максимальне значення інформаційного КФЕ дорівнює $\bar{E}^* = 5,29$ і досягається при оптимальному значенні рівня селекції $\rho^* = 0,44$.

На рис. 2 показано графік залежності КФЕ (2) від величини параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання при оптимальному

значенні рівня селекції $\rho^* = 0,44$ для гіперсферичного класифікатора.

Аналіз рис. 2 показує, що усереднене максимальне значення інформаційного КФЕ дорівнює $\bar{E}^* = 5,29$ і досягається при оптимальному значенні параметра $\delta^* = \pm 64\%$ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання для базового класу X_1^0 .

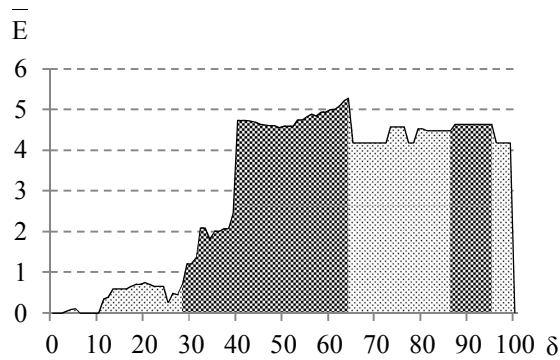


Рис. 2. Графік залежності КФЕ від величини параметра поля контрольних допусків для гіперсферичного класифікатора

На рис. 3 наведено графіки залежності КФЕ (5) від радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, одержаних при оптимальному значенні рівня селекції $\rho^* = 0,44$ і параметра $\delta^* = \pm 64\%$ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Аналіз рис. 3 показує, що усереднене максимальне значення КФЕ дорівнює $\bar{E}^* = 5,29$ при повній ймовірності правильного прийняття рішень: для класу $X_1^0 - P_t = 1$, для класу $X_2^0 - P_t = 0,83$, для класу $X_3^0 - P_t = 0,85$, а оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання дорівнюють в кодових відстанях: для класу $X_1^0 - d_{1,1}^* = 4$, для класу $X_2^0 - d_{1,2}^* = 2$, для класу $X_3^0 - d_{1,3}^* = 3$.

На рис. 4 показано графік залежності усередненого КФЕ (2) від рівня селекції, одержаний в процесі його паралельної оптимізації за алгоритмом (3) для гіперциліндроїдного класифікатора.

Аналіз рис. 4 показує, що усереднене максимальне значення інформаційного КФЕ дорівнює $\bar{E}^* = 5,89$ і досягається при оптимальному значенні рівня селекції $\rho^* = 0,44$.

На рис. 5 показано графік залежності КФЕ (2) від величини параметра поля контрольних допусків при оптимальному значенні рівня селекції $\rho^* = 0,44$ для гіперциліндроїдного класифікатора.

Аналіз рис. 5 показує, що усереднене максима-

льне значення інформаційного КФЕ $\bar{E}^* = 5,89$ досягається при оптимальному значенні параметра $\delta^* = \pm 62\%$ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

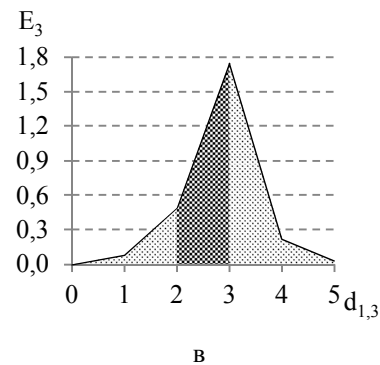
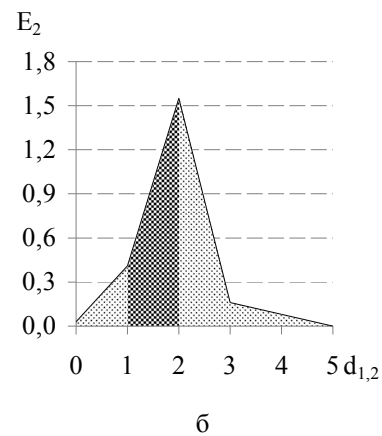
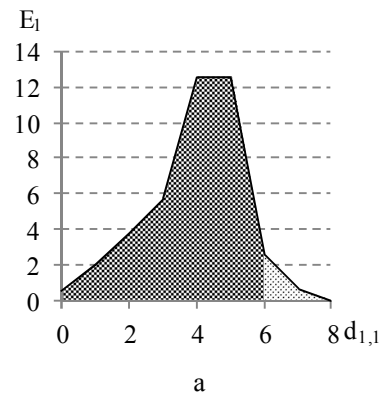


Рис. 3. Графіки залежності критерію Кульбака від радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання: а – клас X_1^0 ; б – клас X_2^0 ;

в – клас X_3^0

Для порівняння функціональної ефективності гіперциліндроїдного класифікатора з гіперсферичним на рис. 6 наведено графіки залежності КФЕ (5) від радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, одержані при оптимальних значеннях параметрів функціонування гіперциліндроїдного

класифікатора ($\rho^* = 0,44$ і $\delta^* = \pm 62\%$).

Аналіз рис. 6 показує, що максимальне усереднене значення КФЕ навчання гіперсферичного класифікатора дорівнює $\bar{E}^* = 5,09$ і менше значення, отриманого при побудові гіперциліндрічного класифікатора. При цьому повна ймовірність правильного прийняття рішень для класу X_1^0 дорівнює $P_t = 1$, для класу $X_2^0 - P_t = 0,8$ і для класу $X_3^0 - P_t = 0,84$, а оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання дорівнюють: для класу $X_1^0 - d_{1,1}^* = 4$, для класу $X_2^0 - d_{1,2}^* = 2$, для класу $X_3^0 - d_{1,3}^* = 3$.

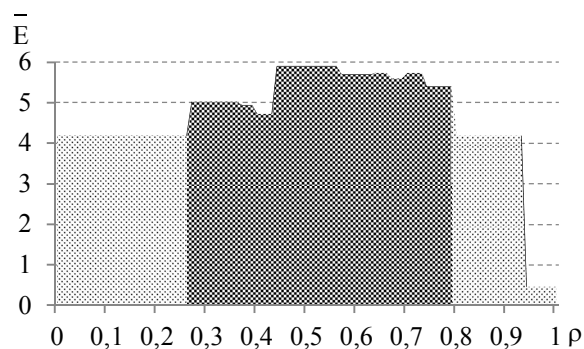


Рис. 4. Графік залежності КФЕ від значення рівня селекції для гіперциліндрічного класифікатора

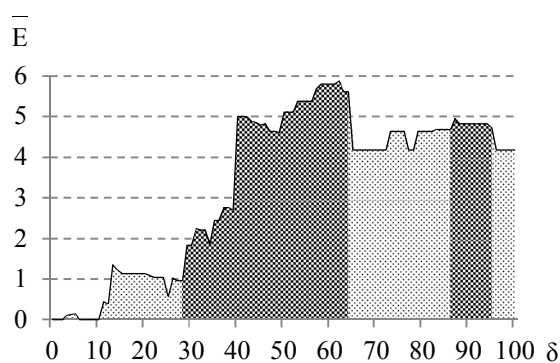
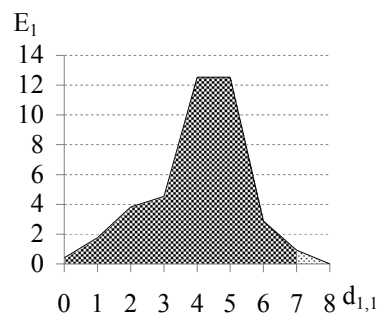


Рис. 5. Графік залежності КФЕ від величини параметра поля контрольних допусків для гіперциліндрічного класифікатора

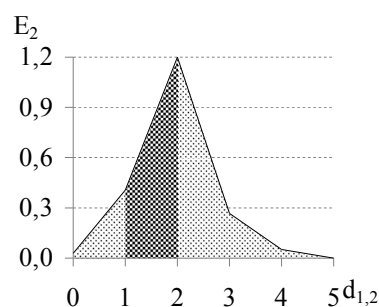
На рис. 7 наведено графіки залежності КФЕ (5) від радіусів гіперциліндрічних контейнерів класів розпізнавання, одержаних при оптимальному значенні рівня селекції $\rho^* = 0,44$ і параметра $\delta^* = \pm 62\%$ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Аналіз рис. 7 показує, що оптимальні радіуси гіперциліндрічних контейнерів класів розпізнаван-

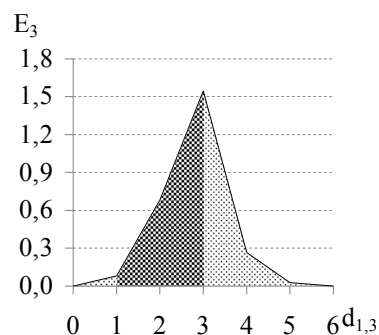
ня дорівнюють: для класу $X_1^0 - d_{2,1}^* = 1$, для класу $X_2^0 - d_{2,2}^* = 0$ і для класу $X_3^0 - d_{2,3}^* = 1$.



а



б



в

Рис. 6. Графіки залежності критерію Кульбака від радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання: а – клас X_1^0 ; б – клас X_2^0 ;

в – клас X_3^0

Тобто можна зробити висновок, що більшість реалізацій класів розпізнавання охоплюється відновленими в процесі навчання в межах своїх гіперсфер оптимальними гіперциліндрічними контейнерами, ширина яких не перевершує дві кодові одиниці. Це свідчить про відносно малу дисперсію навчальних вибірок значень ознак розпізнавання. Крім того, максимальне граничне значення КФЕ (5) одержано тільки при оптимізації гіперциліндрічного контейнера класу X_1^0 ($E_1^* = 12,5$ при $n = 40$ і $r = 2$), що свідчить про перетин класів розпізнавання в бінар-

ному просторі ознак. Але одержане значення КФЕ $\bar{E}^* = 5,89$ забезпечує достатньо високу для кожного класу розпізнавання повну ймовірність правильного прийняття рішень. Наприклад, для класу X_1^0 вона дорівнює $P_t = 1$, для класу X_2^0 – $P_t = 0,89$ і для класу X_3^0 – $P_t = 0,92$.

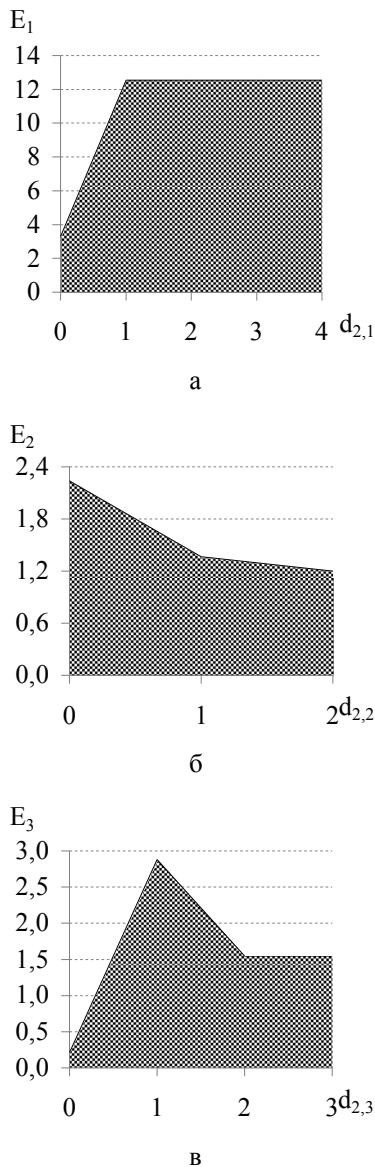


Рис. 7. Графіки залежності критерію Кульбака від радіусів гіперциліндрічних контейнерів класів розпізнавання: а – клас X_1^0 ; б – клас X_2^0 ; в – клас X_3^0

Алгоритм екзамену СППР з гіперциліндрідним класифікатором дозволяє приймати рішення шляхом визначення максимального значення геометричної функції належності реалізацій класу розпі-

знавання X_m^0 за правилом

$$\text{if } \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^N (x_{m,i} \oplus x_{e,i})}{d_{1,m}^*} \geq 0 \right)$$

$$\text{then } \mu_m = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N [(x_{m,i} \oplus x_{e,i}) \cdot p_{m,i}^*]}{d_{2,m}^*},$$

де $x_{e,i}$ – значення i -ї координати екзаменаційної реалізації образу;

$d_{1,m}^*$ – оптимальний радіус гіперсферичного контейнера класу розпізнавання X_m^0 ;

$p_{m,i}^*$ – значення i -ї координати вектора p_m^* , ортогонального до вісі z_m^* гіперциліндрідного контейнера класу розпізнавання X_m^0 ;

$d_{2,m}^*$ – оптимальний радіус гіперциліндрідного контейнера класу розпізнавання X_m^0 .

Висновки

Запропоновано інформаційно-екстремальний алгоритм навчання СППР з гіперциліндрідними вирішальними правилами, що дозволяє підвищити функціональну ефективність навчання системи за умови витягнутих конфігурацій розподілів реалізацій класів розпізнавання у порівнянні з гіперсферичними класифікаторами. Для побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил необхідно згідно з принципом відкладених рішень Івахненка О.Г. здійснювати оптимізацію інших параметрів функціонування системи, що впливають на її функціональну ефективність.

Література

1. *Data Clustering: Algorithms and Applications [Text]* / Ed. by C. C. Aggarwal, C. K. Reddy. – CRC Press, 2013. – 652 p.
2. *Xu, G. Applied Data Mining [Text]* / G. Xu, Y. Zong, Z. Yang. – CRC Press, 2013. – 284 p.
3. *Интеллектуальные информационные технологии проектирования автоматизированных систем диагностики и распознавания образов [Текст]* / С. А. Суботин [и др.]; под ред. С. А. Суботина. – Харьков : Компания Смит, 2012. – 317 с.
4. *Довбиш, А. С. Основи проектування інтелектуальних систем [Текст] : навч. посібн. / А. С. Довбиш. – Суми : Вид-во СумДУ, 2009. – 171 с.*

5. Dovbysh, A. S. *Information-Extreme Algorithm for Optimizing Parameters of Hyperellipsoidal Containers of Recognition Classes [Text]* / A. S. Dovbysh, N. N. Budnyk, V. V. Moskalenko // *Journal of automation and information sciences.* – 2012. – V. 44, Is. 10. – P. 35-44.

6. Довбиш, А. С. Система підтримки прийняття рішень для визначення схеми лікування гострої кишкової інфекції [Текст] / А. С. Довбиш,

Г. А. Стадник, К. С. Полов'ян // *Вісник Сумського державного університету. Серія «Технічні науки».* – 2012. – № 1. – С. 20–26.

7. Довбиш, А. С. Информационно-экстремальный алгоритм обучения системы диагностирования инфекционных патологий [Текст] / А. С. Довбиш, А. А. Стадник, М. С. Руденко // *Кибернетика и вычислительная техника.* – 2013. – Вып. 172. – С. 29-39.

Надійшла до редакції 30.06.2015, розглянута на редколегії 11.09.2015

ИНФОРМАЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНЫЙ АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ С ГИПЕРЦИЛИНДРОИДНЫМ КЛАССИФИКАТОРОМ

А. С. Довбиш, А. А. Стадник

Предложен метод обучения системы поддержки принятия решений с гиперцилиндроидами решающими правилами. Метод разработан в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии анализа данных, основанной на максимизации информационной способности системы в процессе её обучения. При этом восстановление контейнеров классов распознавания осуществляется в радиальном базисе бинарного пространства признаков, что позволяет строить для классов распознавания относительно простые разделяющие гиперповерхности, обеспечивая этим возможность принятия решений в реальном темпе времени при функционировании системы в рабочем режиме. Кроме того, в качестве оси гиперцилиндроида контейнера класса распознавания предложено выбирать главную компоненту, сумма проекций векторов-реализаций образа на ортогональный вектор к которой является минимальной. Реализация предложенного алгоритма рассматривается на примере машинного обучения системы диагностирования инфекционных болезней.

Ключевые слова: информационно-экстремальный алгоритм, система поддержки принятия решений, гиперцилиндроидный классификатор, класс распознавания, обучение, оптимизация, экзамен, функциональная эффективность, диагностирование.

INFORMATION-EXTREME LEARNING ALGORITHM OF DECISION SUPPORT SYSTEM WITH HYPERCYLINDROID CLASSIFIER

A. S. Dovbysh, A. A. Stadnyk

A method for decision support system learning with hypercylindroid decision rules is proposed. The method was developed in the framework of information-extreme intelligence technology of data analysis, which is based on maximizing the information capacity of the recognition system. Herewith the recovering of classes recognition containers is performed in the radial basis of binary feature space that allows to build patterns simple dividing hypersurfaces, providing the capacity for decision-making in the system operating mode in real-time. In addition, the principal component pattern's vectors projections sum on the orthogonal axis to which is minimal is proposed to be chosen as the longitudinal axis of the class recognition hypercylindroid container. Implementation of the proposed algorithm is considered on the example of infectious diseases diagnosing system machine learning.

Key words: information-extreme algorithm, decision support system, hypercylindroid classifier, class recognition, learning, optimization, examination, functional efficiency, diagnostics.

Довбиш Анатолій Степанович – д-р техн. наук, проф., зав. каф. комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна, e-mail: kras@id.sumdu.edu.ua.

Стадник Ганна Анатоліївна – аспірант каф. комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна.