

**І. В. Кузьмін, д-р. техн. наук, проф.; В. В. Москаленко, асп.**

## **ОПТИМІЗАЦІЯ СЛОВНИКА ОЗНАК РОЗПІЗНАВАННЯ ДЛЯ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНОГО УНІМОДАЛЬНОГО КЛАСИФІКАТОРА**

*В рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології розглядається метод послідовно-спадної селекції словника ознак розпізнавання для унімодального класифікатора. Як приклад розглянуто реалізацію алгоритму селекції словника ознак розпізнавання системи підтримки прийняття рішень для керування процесом вирощування монокристалів з розплаву.*

### **Вступ**

Підвищення функціональної ефективності керування слабоформалізованими виробничими процесами та об'єктами, які функціонують за умов апіорної невизначеності пов'язано з розробкою та впровадженням інтелектуальних інформаційних технологій, що базуються на ідеях і методах машинного навчання та розпізнавання образів [1, 2]. Основними недоліками багатьох відомих методів навчання систем розпізнавання, які роблять не ефективним їх застосування на практиці, є ігнорування перетину класів розпізнавання у просторі ознак розпізнавання (ОР), що має місце у практичних задачах контролю та управління, і необхідність використання навчальних вибірок великих обсягів. Згадані проблеми вирішуються в рамках прогресивної інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія) аналізу та синтезу АСК, що навчаються [3, 4]. Проте для більшості АСК, що навчаються, існує проблема багатовимірності [5], зумовлена збільшенням потужностей алфавіту класів розпізнавання і словника ознак. Тому важливого значення набуває задача селекції ОР, що полягає у формуванні оптимального в інформаційному розумінні словника ознак із початкового надлишкового, що дозволяє зменшити обчислювальну трудомісткість алгоритму і підвищити достовірність розпізнавання. У праці [6] запропоновано інформаційно-екстремальний алгоритм оптимізації словника ознак розпізнавання для мультимодального класифікатора, але на практиці часто має місце так званий унімодальний класифікатор, який характеризується упорядкованим алфавітом класів розпізнавання з єдиним центром розсіювання векторів-реалізацій образу.

У статті розглядається застосування методу послідовно-спадної селекції (ПСС) словника ОР для інформаційно-екстремального унімодального класифікатора.

### **Постановка задачі**

Розглянемо АСК, складовою частиною якої є здатна навчатися система підтримки прийняття рішень (СППР). Нехай дано  $\{X_m^0 \mid m = \overline{1, M}\}$  – структурований алфавіт  $M$  класів розпізнавання, що характеризують відповідні функціональні стани АСК, і навчальну багатовимірну (векторну) матрицю типу «об'єкт-властивість»  $\|y_{m,i}^j, \mid i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\|$ , де  $N, n$  – кількість ОР і векторів-реалізацій образу, відповідно. Відомий структурований вектор параметрів функціонування СППР  $g = \langle d_m, \delta, \Sigma \rangle$ , де  $d_m$  – радіус контейнера класу  $X_m^0$ , що відновлюється в радіальному базисі дискретного простору ознак;  $\delta$  – параметр поля системи контрольних допусків (СКД) на ОР;  $\Sigma$  – словник ОР. При цьому задано такі специфічні для унімодального класифікатора обмеження: вектор  $x_m$ , вершина якого визначає єдиний геометричний центр розсіювання векторів-реалізацій всіх класів в бінарному просторі ознак  $\Omega_B$ , має одиничні координати; радіуси контейнерів класів розпізнавання, що відновлюються в радіальному базисі бінарного простору ознак, знаходяться у відношенні порядку  $d_m > d_{m-1}$ , при цьому радіус найвіддаленішого від центру класу  $X_M^0$  дорівнює  $d_M = N$ .

Необхідно в процесі навчання СППР визначити оптимальні значення координат вектора  $g$ , які забезпечують максимум усередненого за алфавітом інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) навчання СППР

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

де  $E_m$  – інформаційний КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу  $X_m^0$ ;  $\{k\}$  – впорядкована множина кроків навчання.

У режимі екзамену визначити поточний клас, з яким ідентифіковано відповідні сигнали параметричної та сигнальної корекції для стабілізації технологічного процесу.

### Математична модель

Діаграму відображення множин, що застосовуються в процесі інформаційно-екстремального навчання унімодальної СППР, показано на рис. 1.

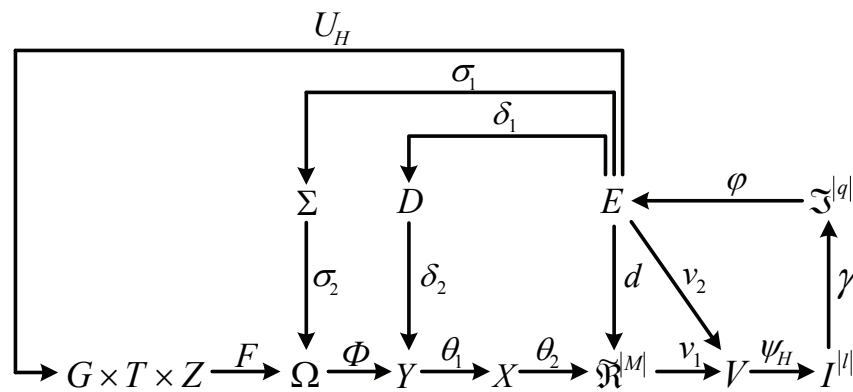


Рис. 1. Категорійна модель навчання унімодальної СППР

Категорійна модель (рис. 1) містить оператор формування вхідного математичного опису

$$\Phi: GTZ \times \Omega \rightarrow Y.$$

де  $G$  – простір вхідних сигналів (факторів), які діють на СППР;  $T$  – множина моментів часу зняття інформації;  $Z$  – простір можливих функціональних і технічних станів СППР;  $\Omega$  – простір ОР;  $Y$  – вибіркова множина значень рецепторів (вхідна навчальна матриця).

Оператор  $\theta_1: Y \rightarrow X$  формує вхідну бінарну навчальну матрицю  $\|x_{m,i}^{(j)}\|$ , а оператор  $\theta_2: X \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^M$  відновлює в процесі навчання СППР оптимальне розбиття простору ознак на  $M$  класів розпізнавання. Оператор  $v_1$  відображає розбиття  $\tilde{\mathfrak{R}}^M$  на впорядковану множину вирішальних правил  $V$ .

Оператор класифікації  $\Psi: \tilde{\mathfrak{R}}^M \rightarrow I^l$ , де  $I^l$  – множина  $l$  статистичних гіпотез, розглядається як композиція операторів  $\Psi = v_1 \circ \Psi_H$ , де оператор  $\Psi_H$  перевіряє основну статистичну гіпотезу за відповідним вирішальним правилом. Оператор  $\gamma: I^l \rightarrow \mathfrak{S}^q$  формує за результатами перевірки основної статистичної гіпотези множину точнісних характеристик  $\mathfrak{S}^q$ , де  $q = l^2$ , а оператор  $\phi$  обчислює терм-множину  $E$  значень інформаційного КФЕ, який є функціоналом точнісних характеристик.

Оператор  $d$  корегує геометричні параметри розбиття  $\tilde{\mathfrak{R}}^M$ , змінюючи радіус контейнера для кожного класу відносно центру розсіювання  $x_m$ , а оператор  $v_2$  забезпечує перехід до наступного вирішального правила після оптимізації радіуса контейнера попереднього класу розпізнавання.

Оператори  $\delta_1$  і  $\delta_2$  змінюють СКД  $D$  на ОР. Ці оператори оцінюють вплив параметра СКД на КФЕ СППР і регламентують ітераційний процес оптимізації. Оператор  $\sigma = \sigma_1 \circ \sigma_2 : E \rightarrow \Omega$  змінює простір ОР  $\Omega$  згідно з алгоритмом оптимізації словника ОР. При цьому  $\sigma_1$  – оператор формування словника ОР  $\Sigma$ ;  $\sigma_2$  – оператор формування нового простору ОР  $\Omega' \subset \Omega$ .

Оператор  $U_H : E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$  регламентує процес навчання СППР.

### Опис алгоритму навчання СППР

Оптимізація словника ОР здійснюється шляхом трьохциклічної ітераційної процедури пошуку максимуму КФЕ в робочій (допустимій) області визначення функції КФЕ навчання за процедурою

$$\Sigma^* = \arg \max_{\Sigma \in \Omega} \left\{ \max_{G_\delta} \left\{ \max_{\{k\}} \bar{E}_k \right\} \right\},$$

де  $\bar{E}_k$  – усереднене значення КФЕ навчання СППР, обчислене на  $k$ -му кроці навчання (селекції словника ознак);  $G_\delta$  – область допустимих значень поля контрольних допусків;  $\{k\}$  – множина кроків навчання.

У процедурі (2) внутрішній цикл реалізує базовий алгоритм навчання, основними задачами якого є обчислення інформаційного КФЕ навчання СППР; пошук глобального максимуму КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції та оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання [3, 4]. При цьому специфіка базового алгоритму навчання унімодальної СППР полягає у відсутності процедури визначення для кожного класу найближчого сусіда, оскільки класи розпізнавання апріорно є впорядкованими, що суттєво підвищує оперативність навчання.

Оптимізацію контрольних допусків на ОР доцільно здійснювати за паралельно-последовним алгоритмом, що забезпечує прийнятну оперативність та високу точність обчислення КФЕ. При цьому за алгоритмом паралельної оптимізації СКД на ознаки визначаються квазі-оптимальні контрольні допуски, які для последовного алгоритму беруться як стартові. Вхідні дані: масив реалізацій класів розпізнавання  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid m = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}\}$  і система нормованих допусків  $\{\delta_{H,i}\}$ , що визначає область значень параметра  $\delta$  поля контрольних допусків,  $\delta \in [0; \delta_H / 2]$ . Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму ПСС словника ОР згідно з категорійною моделлю, показаною на рис.1:

1. Для початкового (повного) словника реалізується процедура паралельної оптимізації СКД на ОР [4]

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \left\{ \max_{G_E} \bar{E} \right\}, \quad (2)$$

де  $G_\delta$  – область допустимих значень контрольних допусків на ОР;  $G_E$  – область допустимих значень інформаційного КФЕ (1) навчання СППР.

2. Одержані за процедурою (2) квазіоптимальні допуски приймаються як стартові для процедури последовної оптимізації контрольних допусків на ОР.

3. Реалізується ітераційна процедура последовної оптимізації поля контрольних допусків на ОР

$$\{\delta_{K,i}^*\} = \arg \left\{ \max_{G_{\delta_i}} \left\{ \max_{G_E} \left[ \bigotimes_{s=1}^S \max_{G_d} \bar{E}^{(s)} \right] \right\} \right\}, \quad i = \overline{1, N}, \quad (3)$$

де  $\bar{E}^{(s)}$  – усереднений за алфавітом класів КФЕ навчання СППР на  $s$ -му прогоні последовної процедури оптимізації;  $G_{\delta_i}$  – область допустимих значень поля контрольних допусків

для  $i$ -ї ознаки;  $G_E$  — область допустимих значень критерію оптимізації;  $G_d$  — область допустимих значень радіусів контейнерів;  $\otimes$  — символ операції повторення.

4. Для кожної ОР обчислюються, відповідно, оптимальні нижній і верхній контрольні допуски

$$A_{KH,i} = y_{1,i} - \delta_{K,i}^*; \quad A_{KB,i} = y_{1,i} + \delta_{K,i}^*, \quad (4)$$

де  $y_{1,i}$  — вибіркове середнє значення  $i$ -ї ОР у векторах-реалізаціях базового класу  $X_1^0$ , відносно якого будується СКД.

5. Формується лічильник кількості ОР у поточному словнику,  $i = N$ .

6. Формується множина варіантів словників, потужність яких на 1 менше від поточного,  $\{\Sigma_{i,h} \mid h = \overline{1,i}\}$ .

7. За алгоритмами паралельно-послідовної оптимізації СКД (2) і (3) з урахуванням виразу (4) визначаються оптимальні параметри навчання та максимальне усереднене значення КФЕ для кожного варіанту словника  $\bar{E}_{\Sigma_{i,h}}$ .

8. Визначаємо оптимальний словник ознак  $\Sigma_i^*$ , для якого  $\bar{E}_{\Sigma_i^*} = \max_h \bar{E}_{\Sigma_{i,h}^*}$ .

9.  $i = i - 1$ .

10. Якщо  $i > 0$ , виконуємо пункт 6, інакше — пункт 11.

11. Визначаємо  $\Sigma^*$ , для якого  $\bar{E}_{\Sigma^*} = \max_i \bar{E}_{\Sigma_i^*}$ .

12. ЗУПИН.

Як КФЕ навчання можна використати інформаційну міру Кульбака, яка для рівноймовірних двохальтернативних гіпотез має вигляд [3]

$$E_m^{(k)} = 0,5 \left[ \left( D_{1,m}^{(k)} + D_{2,m}^{(k)} \right) - \left( \alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)} \right) \right] \log_2 \left( \frac{D_{1,m}^{(k)} + D_{2,m}^{(k)}}{\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)}} \right), \quad (5)$$

де  $D_{1,m}^{(k)}$  — перша достовірність, обчислена на  $k$ -му кроці навчання розпізнавати реалізації класу  $X_m^0$ ;  $D_{2,m}^{(k)}$  — друга достовірність;  $\alpha_m^{(k)}$  — помилка першого роду;  $\beta_m^{(k)}$  — помилка другого роду.

Замість точнісних характеристик на практиці розглядаються їх оцінки у вигляді емпіричних частот

$$D_{1,m}^{(k)} = \frac{K_{1,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \quad \alpha_m^{(k)} = \frac{K_{2,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \quad \beta_m^{(k)} = \frac{K_{3,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \quad D_{2,m}^{(k)} = \frac{K_{4,m}^{(k)}}{n_{\min}}, \quad (6)$$

де  $K_{1,m}^{(k)}$ ,  $K_{2,m}^{(k)}$  — кількість подій, які означають відповідно належність та неналежність реалізацій образу контейнеру класу  $X_m^0$ , якщо насправді вони є реалізаціями цього класу;  $K_{3,m}^{(k)}$ ,  $K_{4,m}^{(k)}$  — кількість подій, які означають відповідно належність і неналежність реалізацій контейнеру класу  $X_m^0$ , якщо насправді вони належать до сусіднього (зовнішнього);  $n_{\min}$  — мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки [3].

Суми  $K_{1,m}^{(k)}$ ,  $K_{2,m}^{(k)}$ ,  $K_{3,m}^{(k)}$ ,  $K_{4,m}^{(k)}$  обчислюються на  $k$ -му кроці навчання СППР за алгоритмом, якщо  $K_{1,m}^{(k)}[0] = 0$ ;  $K_{2,m}^{(k)}[0] = 0$ ;  $K_{3,m}^{(k)}[0] = 0$  і  $K_{4,m}^{(k)}[0] = 0$ :

$$\text{if } x_m^{(j)} \in X_m^0 \text{ then } K_{1,m}^{(k)}[j] := K_{1,m}^{(k)}[j-1] + 1$$

$$\text{else } K_{2,m}^{(k)}[j] := K_{2,m}^{(k)}[j-1] + 1;$$

$$\begin{aligned} \text{if } x_c^{(j)} \in X_m^o \text{ then } K_{3,m}^{(k)}[j] &:= K_{3,m}^{(k)}[j-1] + 1 \\ \text{else } K_{4,m}^{(k)}[j] &:= K_{4,m}^{(k)}[j-1] + 1, \end{aligned}$$

де  $x_c^{(j)}$  –  $j$ -та реалізація сусіднього (зовнішнього) класу  $X_c^0$ .

Визначення належності деякої реалізації  $x^{(j)}$ , наприклад, класу  $X_m^0$  для унімодального класифікатора здійснюється за правилом

$$\text{if } d_{m-1} < d[x_m \oplus x^{(j)}] < d_m \text{ then } x^{(j)} \in X_m^o \text{ else } x^{(j)} \notin X_m^o,$$

де  $d_{m-1}$  – визначений в процесі навчання оптимальний радіус контейнера внутрішнього (вкладеного) класу, для першого (базового) класу  $d_{m-1} = 0$ ;  $d[x_m \oplus x^{(j)}]$  – кодова відстань вектора  $x^{(j)}$  до центра розсіювання реалізацій  $x_m$ ;  $\oplus$  – символ операції складання за модулем два;  $d_m$  – поточний радіус контейнера класу  $X_m^0$ , що відновлюється в бінарному просторі ознак розпізнавання.

Робоча модифікація критерію Кульбака після відповідної підстановки оцінок (6) у вираз (5) набуває вигляду:

$$E_m^{(k)} = \frac{[K_1^{(k)} + K_4^{(k)} - K_2^{(k)} - K_3^{(k)}]}{2 \cdot n_{\min}} \log_2 \left( \frac{K_1^{(k)} + K_4^{(k)} + 10^{-r}}{K_2^{(k)} + K_3^{(k)} + 10^{-r}} \right), \quad (7)$$

де константа  $10^{-r}$  введена для усунення нескінченних піків у випадках нульових емпіричних частот при обчисленні критерію.

Нормовану модифікацію критерію (7) можна подати у вигляді:

$$E_m^{(k)} = \frac{E_m^{(k)}}{E_{\max}}, \quad (8)$$

де  $E_{\max}$  – значення критерію при  $K_1^{(k)} = n_{\min}$  і  $K_2^{(k)} = 0$ .

### Приклад реалізації алгоритму оптимізації словника ознак

Реалізація запропонованого алгоритму здійснювалася в НТК «Інститут монокристалів» (м. Харків) при вирощуванні монокристалу на установці типу «РОСТ» за методом Чохральського [7]. За архівною історією вирощувань та даними кінцевого лабораторного контролю якості оптичних характеристик та діаметра монокристала було сформовано вхідну апріорно класифіковану нечітку навчальну матрицю для трьох класів, що характеризували якість монокристалу за трьохальтернативною системою оцінок: «Норма», «Менше норми» і «Більше норми». При цьому кількість ознак розпізнавання дорівнювала  $N = 35$ . Динаміку зміни максимуму усередненого нормованого інформаційного критерію Кульбака (8) за оптимізації СКД за паралельно-послідовним алгоритмом з повним словником ознак показано на рис. 2. Тут і далі штрихована ділянка графіка позначає робочу область визначення функції інформаційного критерію, в якій одночасно виконуються умови  $D_{1,m} > 0,5$  і  $D_{2,m} > 0,5$ .

Необхідною умовою є виконання нерівності  $d_m > d_{m-1}$ , оскільки контейнери класів розпізнавання є вкладеними один в другий.

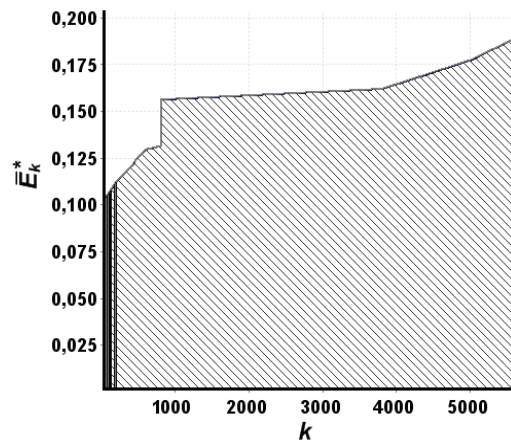


Рис. 2. Графік зміни максимумів КФЕ за оптимізації СКД при повному словнику ознак

Аналіз рис. 2 показує, що оптимальний вектор СКД на ОР одриманий на 5517 кроці навчання, на якому досягнуто глобальний максимум усередненого інформаційного КФЕ  $\bar{E}^* = 0,189$ . При цьому на рис. 3 і рис. 4 показано графіки залежності нормованого КФЕ (8) від радіусів контейнерів класів  $X_1^0$  і  $X_2^0$ , що відновлюються в бінарному просторі ОР.

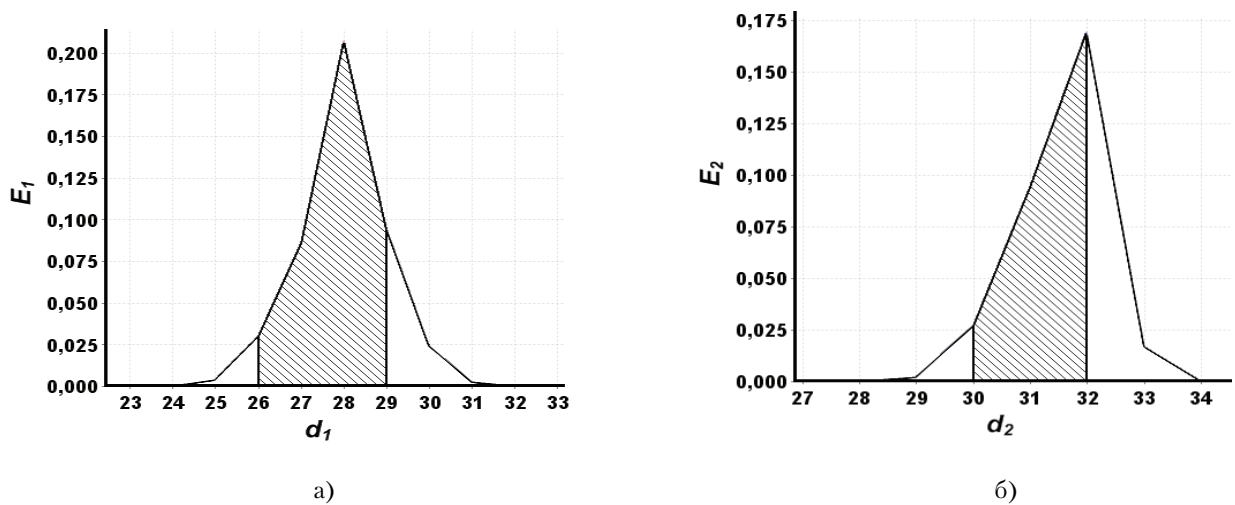


Рис. 3. Графіки залежності критерію Кульбака від радіусів контейнерів при повному словнику ОР:  
а) клас  $X_1^0$ ; б) клас  $X_2^0$

Аналіз рис. 3 показує, що оптимальні радіуси контейнерів класів  $X_1^0$  і  $X_2^0$ , відповідно, дорівнюють  $d_1^* = 28$  і  $d_2^* = 32$  (у кодових одиницях) за відповідних максимальних значень КФЕ  $E_1^* = 0,21$  і  $E_2^* = 0,17$ .

На рис. 4 показана гістограма залежності значення максимального усередненого нормованого КФЕ для варіантів словників на першому кроці оптимізації за алгоритмом ПСС.

Аналіз рис. 4 показує, що максимально зайвою виявилася 28 ознака розпізнавання, оскільки у разі її видалення із словника усереднений нормований КФЕ досягає свого максимального значення  $\bar{E}_{\Sigma_{35,28}} = 1,0$ , що

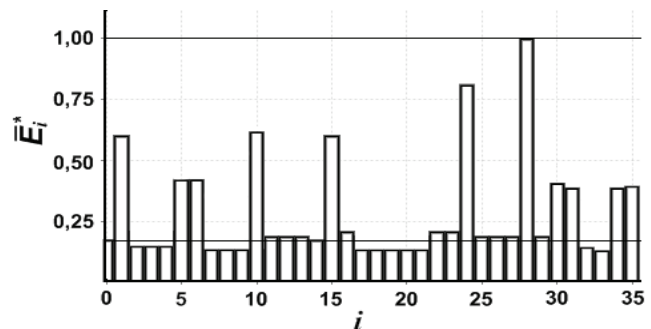


Рис. 4. Гістограма залежності максимального усереднене значення нормованого КФЕ для різних варіантів словників ОР

свідчить про побудову безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил.

Динаміку зміни значення максимуму усередненого нормованого критерію Кульбака (8)  $\bar{E}^*$  за оптимізації СКД за паралельно-послідовним алгоритмом та оптимальним словником ОР показано на рис. 5.

Аналіз рис. 5 показує, що оптимальна СКД на ОР отримана на 4465 кроці навчання, на якому максимум КФЕ дорівнює  $\bar{E}^* = 1,0$ . Це вказує на підвищення оперативності навчання на 20 %. На рис. 6 і рис. 7 показано графіки залежності нормованого КФЕ (8) від радіусів контейнерів класів  $X_1^0$  і  $X_2^0$ , що відновлюються в бінарному просторі ознак при оптимальному словнику.

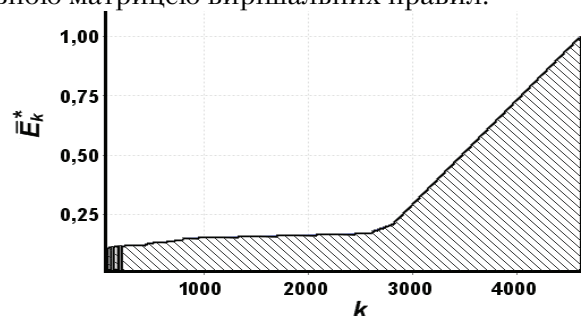


Рис. 5. Графік зміни максимумів КФЕ при оптимальному словнику ознак

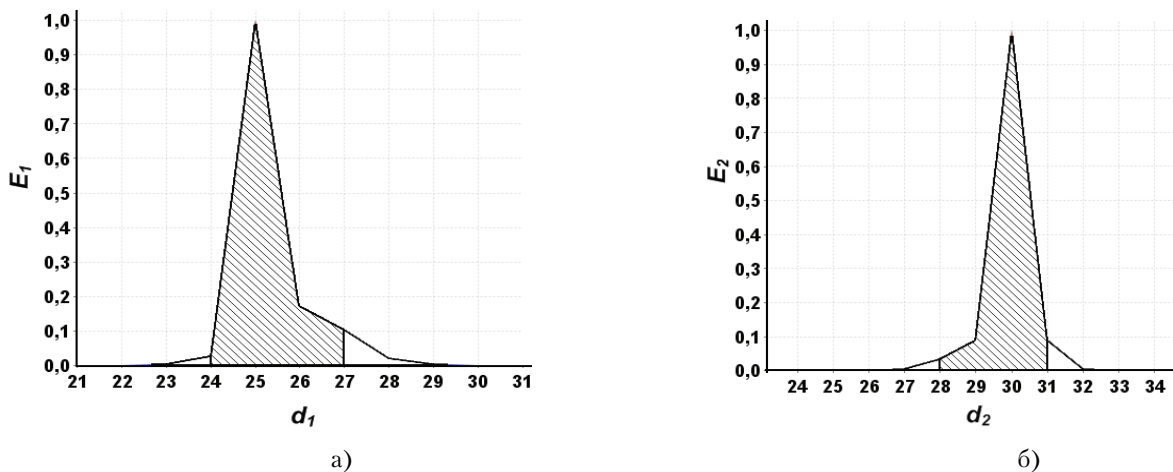


Рис. 6. Графік залежності КФЕ від радіусів контейнерів при оптимальному словнику ознак:  
а) клас  $X_1^0$ ; б) клас  $X_2^0$

Аналіз рис. 6 показує, що при оптимальному словнику ОР оптимальний радіус контейнера класу  $X_1^0$  дорівнює  $d_1^* = 25$  кодових одиниць при максимальному значенні КФЕ  $E_1^* = 1,0$ , а оптимальний радіус контейнера класу  $X_2^0$  дорівнює  $d_1^* = 30$  кодових одиниць при максимальному значенні КФЕ  $E_2^* = 1,0$ .

Таким чином, порівняльний аналіз рис. 2 і рис. 5 показує, що оптимізація словника ОР за алгоритмом ПСС підвищила достовірність розпізнавання та оперативність знаходження глобального максимуму КФЕ навчання СППР.

### Висновки

У рамках ІЕІ-технології розроблено інформаційне, алгоритмічне та програмне забезпечення унімодального класифікатора з оптимізацією словника ОР для СППР, що є складовою частиною АСК процесу вирощування скінтіляційних монокристалів. Фізичне моделювання за даними архівної історії вирощування скінтіляційних монокристалів показало, що оптимізація словника ОР за алгоритмом ПСС дозволила підвищити оперативність навчання і отримати безпомилковий за навчальною матрицею класифікатор.

### СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Евменов В. П. Интеллектуальные системы управления / В. П. Евменов. — М. : Книжный дом «ЛИБРОКОМ». — 2009. — 304 с.
2. Симанков В. С. Адаптивное управление сложными системами на основе теории распознавания образов / В. С. Симанков, Е. В. Луценко. — Краснодар : Техн. ун-т Кубан. гос. технол. ун-та. — 1999. — 318 с.
3. Довбиш А. С. Основы проектирования интеллектуальных систем : навч. посіб. / А. С. Довбиш. — Суми : вид-во Сум ДУ. — 2009. — 171 с.
4. Довбиш А. С. Интеллектуальная система поддержки принятия решений для управления вирощування монокристалів / А. С. Довбиш, В. С. Суздаль, В. В. Москаленко // Вісник СумДУ. Серія технічні науки. — 2011. — № 2. — С. 39—47.
5. F. Korn, B. Pagel, C. Faloutsos. «On the 'Dimensionality Curse' and the 'Self-Similarity Blessing'», IEEE Trans. on Knowledge and Data Engineering, 1, 13, January, 2001. — P. 96—111.
6. Шелехов І. В. Оптимізація словника ознак розпізнавання за методом послідовної спадної селекції / І. В. Шелехов // Современные методы кодирования в электронных системах : междунар. науч. конф., 26—27 окт. 2004 г. : тез. докл. — Сумы, 2004. — С. 42—43.
7. Суздаль В. С. Скінтіляційні монокристалли: автоматизированное выращивание / В. С. Суздаль, П. Е. Стадник, Л. И. Герасимчук, Ю. М. Елифанов. — Харьков : «ИСМА», 2009. — 260 с.

Рекомендована кафедрою комп'ютерних систем управління

Стаття надійшла до редакції 4.10.12  
Рекомендована до друку 15.10.12

**Кузьмін Іван Васильович** — професор кафедри комп'ютерних систем управління.

Вінницький національний технічний університет, Вінниця;

**Москаленко В'ячеслав Васильович** — аспірант кафедри комп'ютерних наук.

Сумський державний університет, Суми