

УДК 681.518:004.03.1'

В.В. МОСКАЛЕНКО, С.А.С.М. ДЖУЛГАМ*Сумський державний університет, Україна***ІЄРАРХІЧНИЙ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНИЙ КЛАСИФІКАТОР**

Розглядаються у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології категорійна модель і алгоритм навчання системи підтримки прийняття рішень (СППР) для керування вирощуванням монокристалів із розплаву. З метою підвищення достовірності та оперативності розпізнавання функціональних станів системи керування при збільшенні потужності алфавіту класів розпізнавання в процесі навчання СППР здійснювалася побудова ієрархічної структури класів розпізнавання. При цьому оптимізація системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання та геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання здійснювалася на кожному ярусі бінарного дерева рішень.

Ключові слова: оптимізація, навчання, ієрархічний класифікатор, система підтримки прийняття рішень, керування, сцинтиляційний монокристал

Вступ

Традиційні засоби автоматизації вирощування великогабаритних монокристалів з розплаву не дозволяють стабільно одержувати вихідний продукт із заданими оптичними характеристиками через довільні початкові умови, нестационарність технологічного процесу і вплив на нього неконтрольованих збурюючих факторів [1,2]. Одним із перспективних шляхів підвищення функціональної ефективності керування вирощуванням монокристалів з розплаву є розробка та впровадження інтелектуальних інформаційних технологій, що базуються на ідеях і методах машинного навчання та розпізнавання образів [3-5]. При цьому більшість відомих машинних алгоритмів розпізнавання [6,7] орієнтовано на розв'язання модельних задач, які виключають перетин класів, характеризуються невисокою достовірністю розпізнавання і потребують на підготовчому етапі навчання нормалізації апріорно деформованих образів, що на практиці є ускладненим. Проте отримання безпомилкових, за начальною матрицею, вирішальних правил є основною задачею інформаційного синтезу здатних навчатися систем керування. Ця задача суттєво ускладнюється при збільшенні потужності алфавіту класів розпізнавання. Одним з перспективних шляхів підвищення достовірності розпізнавання образів, що належать алфавіту великої потужності, є побудова ієрархічної структури класів в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія) синтезу здатних навчатися систем автоматизованого керування [8-11].

У статті запропоновано, в рамках ІЕІ-технології, категорійну модель та алгоритм ієрархі-

чного навчання системи підтримки прийняття рішень (СППР), що є складовою частиною автоматизованої системи керування (АСК) вирощуванням сцинтиляційних великогабаритних монокристалів з розплаву.

Постановка задачі

Нехай сформовано алфавіт апріорно нечітких класів розпізнавання $\{X_m^0 \mid m = \overline{1, M}\}$, які характеризують відповідні функціональні стани АСК і входну 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 ознак розпізнавання і векторів-реалізацій образу відповідно.

Відомі h -ярусна деревоподібна бінарна ієрархічна структура класів розпізнавання і структурований вектор параметрів функціонування

$$g_h = \langle x_h, d_h, \delta_{h_i} \rangle, \quad h = \overline{1, M-1}, \quad (1)$$

де x_h – двійковий еталонний (усереднений) вектор-реалізація (далі просто реалізація) базового класу X_h^0 , відносно якого визначається система контрольних допусків (СКД) на ознаки розпізнавання для алфавіту класів h -го ярусу, відновлюється у радіальному базисі бінарного простору ознак гіперсферичний (вписаний у одиничний гіперпаралелепіпед) контейнер і який відокремлюється у листок дерева;

d_h – радіус гіперсферичного контейнера класу X_h^0 ; δ_{h_i} – параметр симетричного поля контрольних допусків на i -ту ознаку розпізнавання, область визначення якого обмежена нормованим полем допусків δ_{H_i} , при цьому $\delta_{h_i} \in [0; \delta_{H_i} / 2]$. Оскільки СКД визначається відносно базового класу X_h^0 , то еталонна реалізація $x_h \in$ двійковим одиничним N -вимірним вектором.

У процесі навчання СППР необхідно визначити оптимальні значення координат вектора параметрів функціонування (1), що забезпечують максимальне значення усередненого за ярусами критерію функціональної ефективності (КФЕ)

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

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

При функціонуванні СППР в режимі екзамену, тобто безпосереднього розпізнавання, необхідно прийняти рішення про належність реалізацій, що розпізнаються, одному із класів сформованого на етапі навчання алфавіту $\{X_m^0 \mid m = \overline{1, M}\}$ і таким чином дефазифікувати функціональний стан системи керування i , при необхідності, внести корегуючі команди для стабілізації діаметру монокристала.

Категорійна модель навчання СППР

Категорійну модель навчання СППР за ієрархічним алгоритмом в рамках ІЕІ-технології подамо у вигляді діаграми відображення множин, показаної на рис.1.

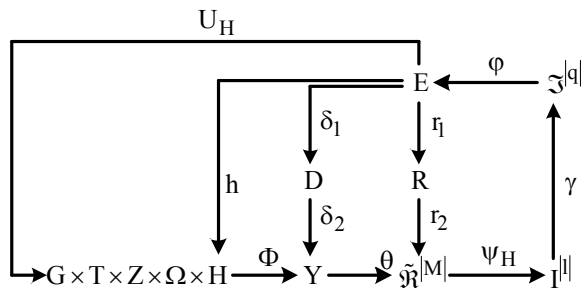


Рис.1. Категорійна модель побудови ієрархічного класифікатора

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

$$\Phi: G \times T \times Z \times \Omega \times H \rightarrow Y,$$

де G – простір вхідних факторів, які діють на АСК;

T – множина моментів часу зняття інформації;

Z – простір можливих функціональних і технічних станів АСК;

Ω – простір ознак розпізнавання;

H – ієрархічна структура даних;

Y – вибіркова множина (вхідна навчальна матриця).

Оператор $\theta : Y \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ формує бінарну навчальну матрицю для кожного ярусу ієрархії та відновлює на кожному кроці навчання оптимальне, в інформаційному розумінні, у загальному випадку нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ бінарного простору ознак на класи розпізнавання, формуючи вирішальні правила для M класів заданого алфавіту. Оператор класифікації $\Psi_H : \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$ перевіряє основну статистичну гіпотезу $\gamma_1 : y_{m,i}^{(j)} \in X_m^0$, де $I^{|l|}$ – множина l статистичних гіпотез. Оператор γ формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{S}^{|q|}$, де $q = l^2$. Оператор ϕ обчислює терм-множину E значень інформаційного КФЕ, який є функціоналом точнісних характеристик. Оператори r_1 і r_2 в процесі ітераційного пошуку глобального максимуму КФЕ корегують геометричні параметри розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ шляхом перебору значень терм-множини R радіусів контейнерів класів. Аналогічно оператори δ_1 і δ_2 змінюють СКД на ознаки розпізнавання шляхом перебору значень терм-множини D . Контур оптимізації геометричних параметрів контейнера базового класу для кожного ярусу структури H замикається оператором h . Оператор $U_H : E \rightarrow G \times T \times Z \times \Omega \times H$ регламентує процес навчання СППР.

Таким чином, категорійна модель, показана на рис.1, являє собою повну композицію контурів оптимізації параметрів навчання СППР, для яких загальною є терм-множина E .

Ієрархічний алгоритм навчання СППР

Структурна схема ієрархічного алгоритму навчання СППР безпосередньо визначається показаною на рис. 1 її категорійною моделлю. Розглянемо ієрархічний алгоритм навчання СППР з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання, яка забезпечує прийнятну оперативність та високу точність обчислення КФЕ. При цьому за алгоритмом паралельної оптимізації

СКД визначаються квазіоптимальні контрольні допуски на ознаки розпізнавання, які для послідовного алгоритму приймаються як стартові. Паралельна оптимізація параметра δ_h поля контрольних допусків реалізується за ітераційною процедурою

$$\delta_h^* = \arg \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E} E_h \}, \quad (3)$$

де G_δ – область допустимих значень контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

G_E – область допустимих значень інформаційного КФЕ (1).

Послідовна оптимізація параметра $\delta_{h,i}$ поля контрольних допусків i -ї ознаки реалізується за ітераційною процедурою

$$\{\delta_{h,i}^*\} = \arg \left\{ \bigotimes_{s=1}^S \max_{G_{\delta_{h,i}}} \{ \max_{G_T \cap G_d} E_h^{(s)} \} \right\}, \quad i = \overline{1, N}, \quad (4)$$

де $E_h^{(s)}$ – КФЕ навчання СППР на h ярусі при s -му прогоні послідовної процедури оптимізації;

G_{δ_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 класів розпізнавання;

\bigotimes – символ операції повторення.

Вхідними даними для алгоритму навчання є, в загальному випадку, дійсний масив реалізацій класів розпізнавання (навчальна матриця)

$\{y_{m,i}^{(j)} \mid m = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}\}$, система нормованих нижніх $\{A_{H,i} \mid i = \overline{1, N}\}$ та верхніх $\{A_{B,i} \mid i = \overline{1, N}\}$

допусків на ознаки розпізнавання, що задають область значень відповідних контрольних допусків, і деревоподібна бінарна ієрархічна структура $H^{(h)}$, $h = \overline{1, M-1}$.

У процедурах (3) і (4) внутрішній цикл реалізує базовий алгоритм навчання, основними задачами якого є обчислення та пошук максимуму інформаційного КФЕ навчання СППР в робочій (допустимій) області визначення його функції та оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання для кожного конкретного ярусу бінарного дерева рішень.

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму (3) паралельної оптимізації СКД на ознаки розпізна-

вання для h -го ярусу структури $H^{(h)}$, $h = \overline{1, M-1}$ (алгоритм LEARNING-1):

1) обнуління лічильника зміни параметра δ_h поля контрольних допусків для всіх ознак розпізнавання: $\delta_h := 0$;

2) $\delta_h := \delta_h + 1$;

3) обчислення нижнього $A_{HK,i}^{(h)}$ та верхнього $A_{BK,i}^{(h)}$ контрольних допусків для кожної ознаки розпізнавання за формулами

$$A_{HK,i}^{(h)} = \begin{cases} y_{h,i} \left(1 - \frac{\delta_h}{100}\right), & \text{if } y_{h,i} \left(1 - \frac{\delta_h}{100}\right) \leq A_{H,i}; \\ A_{H,i}, & \text{if else;} \end{cases}$$

$$A_{BK,i}^{(h)} = \begin{cases} y_{h,i} \left(1 + \frac{\delta_h}{100}\right), & \text{if } y_{h,i} \left(1 + \frac{\delta_h}{100}\right) \geq A_{B,i}; \\ A_{B,i}, & \text{if else;} \end{cases}$$

де $y_{h,i}$ – вибіркове середнє значення i -ї ознаки реалізації базового класу X_h^0 , відносно якого будується СКД для h -го ярусу;

4) формування бінарної навчальної матриці $\|x_{m,i}^{(j)}\|$ за правилом

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } A_{HK,i} \leq y_{m,i}^{(j)} \leq A_{BK,i}; \\ 0, & \text{if else;} \end{cases}$$

5) обнуління лічильника кроків зміни радіуса контейнера класу X_h^0 : $d_h = 0$;

6) $d_h = d_h + 1$;

7) обчислення кодових відстаней $d[x_h \oplus x^{(j)}]$ від одиничного вектора до всіх реалізацій класів, розміщених на ярусі;

8) обчислення КФЕ $E_h[\delta]$ навчання СППР розпізнавати реалізації класу X_h^0 ;

9) якщо $d_h < N$, то виконується пункт 5, інакше – пункт 10;

10) визначення області G_E допустимих значень КФЕ і пошук в цій області глобального максимуму критерію $E_h^*[\delta_h]$;

11) визначення оптимального значення параметра СКД $\delta_h^* = \arg \max E_h^*[\delta_h]$;

12) визначення оптимального значення $d_h^* = \arg E_h^*[\delta_h^*]$ радіуса контейнера класу X_h^0 ;

13) обчислення квазіоптимальних контрольних допусків $A_{НК,i}^{(h)*} = y_{h,i} - \delta_h^*$ і $A_{БК,i}^{(h)*} = y_{h,i} + \delta_h^*$, які приймаються як стартові для алгоритму (4) послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання;

14) ЗУПИН.

Основні етапи реалізації загального ієрархічного алгоритму навчання СППР з паралельно-послідовною оптимізацією СКД на ознаки розпізнавання такі:

1) обнуління лічильника ярусів структури

$H^{(\gamma)}: \gamma := 0;$

2) $\gamma: \gamma + 1;$

3) реалізація вище наведеного алгоритму LEARNING-1 з метою визначення стартових контрольних допусків на ознаки розпізнавання для відповідного ярусу структури $H^{(\gamma)}$, які забезпечують знаходження значень інформаційного КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції;

4) обнуління лічильника прогонів ітераційної процедури пошуку максимального глобального максимуму КФЕ навчання СППР: $s := 0;$

5) $s := s + 1;$

6) обнуління лічильника ознак розпізнавання: $i := 0;$

7) $i := i + 1;$

8) обнуління лічильника зміни параметра δ_{h_i} поля контрольних допусків для i -ї ознаки розпізнавання: $\delta_{h_i} := 0;$

9) $\delta_{h_i} := \delta_{h_i} + 1;$

10) реалізація двоциклічної процедури (4) визначення оптимального параметра $\delta_{h_i}^*$, яка має таку саму структуру як і алгоритм LEARNING-1 і відрізняється від нього тим, що змінюється тільки параметр δ_{h_i} ;

11) якщо $i \leq N$, то виконується пункт 7, інакше – пункт 12;

12) якщо $E_h^*[s] < E_{\text{гран}}^*$, де $E_{\text{гран}}^*$ – максимальне граничне значення інформаційного КФЕ, то виконується пункт 5, інакше – пункт 13;

13) якщо $E_h^*[s] = E_h^*[s-1]$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 14;

14) якщо $\gamma > M-1$, то обчислюється усереднений за ярусами КФЕ \bar{E}^* (2);

15) якщо $\bar{E}^* < E_{\text{гран}}^*$, то згідно з принципом відкладених рішень здійснюється оптимізація інших параметрів навчання, які впливають на функціональ-

ну ефективність СППР [8], інакше виконується пункт 16;

16) ЗУПИН.

Як КФЕ навчання розглянемо модифіковану інформаційну міру Кульбака [6,7], в якій відношення правдоподібності представлено у вигляді відношення повної ймовірності правильного прийняття рішень P_t до повної ймовірності помилкового прийняття рішень P_f . В цьому випадку для двохальтернативних гіпотез міра Кульбака має вигляд

$$E_h^{(k)} = \left[P_{t,h}^{(k)} - P_{f,h}^{(k)} \right] \log_2 \frac{P_{t,h}^{(k)}}{P_{f,h}^{(k)}} =$$

$$= \left[\begin{array}{l} P_{t,h}^{(k)} = p(\mu_1) \cdot D_{1,h} + p(\mu_2) \cdot D_{2,h} \\ P_{f,h}^{(k)} = p(\mu_1) \cdot \alpha_h + p(\mu_2) \cdot \beta_h \\ p(\mu_1) = \frac{n_h}{n_h + n_c}; p(\mu_2) = \frac{n_c}{n_h + n_c} \\ \alpha_h = 1 - D_{1,h}; D_{2,h} = 1 - \beta_h \end{array} \right] =$$

$$= \frac{\left[n_c - n_h + 2 \cdot (n_h \cdot D_{1,h}^{(k)} - n_c \cdot \beta_h^{(k)}) \right] *}{n_h + n_c} * \log_2 \left(\frac{n_c + (n_h \cdot D_{1,h}^{(k)} - n_c \cdot \beta_h^{(k)})}{n_h - (n_h \cdot D_{1,h}^{(k)} - n_c \cdot \beta_h^{(k)})} \right), \quad (5)$$

де $D_{1,h}^{(k)}$ – перша достовірність, обчислена на k -му кроці навчання для h -го класу; $D_{2,h}^{(k)}$ – друга достовірність; $\alpha_h^{(k)}$ – помилка першого роду; $\beta_h^{(k)}$ – помилка другого роду; n_h – кількість реалізацій у навчальній вибірці базового класу X_h^0 ; n_c – сумарна кількість реалізацій у навчальних вибірках сусідніх класів.

Оскільки навчальна вибірка обмежена за обсягом, то замість точнісних характеристик на практиці використовують їх оцінки у вигляді емпіричних частот

$$D_{1,h}^{(k)} = \frac{K_{1,h}^{(k)}}{n_h}; \quad \beta_h^{(k)} = \frac{K_{2,h}^{(k)}}{n_c}, \quad (6)$$

де $K_{1,h}^{(k)}$ – кількість подій, що характеризують належність реалізацій образу до контейнера класу X_h^0 , якщо вони дійсно є реалізаціями цього класу;

$K_{2,h}^{(k)}$, – кількість подій, що характеризують належність реалізацій до контейнера класу X_h^0 , якщо насправді вони належать іншому класу.

Суми $K_{1,h}^{(k)}$ ($K_{1,h}^{(k)}[0]=0$) та $K_{2,h}^{(k)}$ ($K_{2,h}^{(k)}[0]=0$) обчислюються на k -му кроці навчання СППР за правилом

$$\begin{aligned} \text{if } x_h^{(j)} \in X_h^0 \text{ then } K_{1,h}^{(k)}[j] &:= K_{1,h}^{(k)}[j-1] + 1; \\ \text{if } x_c^{(j)} \in X_h^0 \text{ then } K_{2,h}^{(k)}[j] &:= K_{2,h}^{(k)}[j-1] + 1, \end{aligned}$$

де $x_c^{(j)}$ – j -я реалізація сумарної кількості сусідніх класів на ярусі h .

Визначення належності деякої реалізації $x^{(j)}$ до контейнера класу X_h^0 здійснюється за правилом

$$\text{if } d[x_h \oplus x^{(j)}] \leq d_h \text{ then } x^{(j)} \in X_h^0 \text{ else } x^{(j)} \notin X_h^0,$$

де $d[x_h \oplus x^{(j)}]$ – кодова відстань від вектора $x^{(j)}$ до одиничного еталонного вектора x_h ; d_h – радіус контейнера класу X_h^0 , що відновлюється в бінарному просторі ознак розпізнавання.

Модифікація критерію Кульбака після відповідної підстановки оцінок (6) у вираз (5) набуває вигляду

$$\begin{aligned} E_h^{(k)} &= \left[\frac{n_c - n_h + 2 \cdot (K_1^{(k)} - K_2^{(k)})}{n_c + n_h} \right] * \\ &* \log_2 \left(\frac{n_c + (K_1^{(k)} - K_2^{(k)}) + 10^{-r}}{n_h - (K_1^{(k)} - K_2^{(k)}) + 10^{-r}} \right), \end{aligned} \quad (7)$$

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

Нормовану модифікацію критерію (7) представимо у вигляді

$$\hat{E}_h^{(k)} = \frac{E_h^{(k)}}{E_{\max}}, \quad (8)$$

де E_{\max} – значення критерію при

$$\begin{aligned} K_1^{(k)} &= n_h = n_{\min} \quad \text{і} \\ K_2^{(k)} &= 0 \quad (D_{1,h}^{(k)} = 1 \quad \text{і} \quad \beta_h^{(k)} = 0). \end{aligned}$$

При цьому робоча (допустима) область визначення функції інформаційного КФЕ обмежена нерівностями $D_1 \geq 0,5$ та $D_2 \geq 0,5$.

Таким чином, алгоритм ієрархічного навчання СППР полягає в ітераційній процедурі наближення глобального максимуму інформаційного КФЕ (3) до його граничного значення шляхом оптимізації СКД та геометричних параметрів контейнерів.

Приклад реалізації алгоритму навчання СППР

Реалізація запропонованого алгоритму здійснювалася за ретроспективними даними, одержаними в НТК “Інститут монокристалів” (м. Харків) при вирощуванні скінтіляційних монокристалів на установці типу “РОСТ-5” за модифікованим методом Чохральського [9]. За архівною історією вирощувань та даними кінцевого лабораторного контролю якості оптичних характеристик і діаметру монокристала було сформовано вхідну, апріорно класифіковану, нечітку навчальну матрицю для чотирьох класів, що характеризували відповідні функціональні стани АСК вирощуванням великогабаритних монокристалів. При цьому кількість ознак розпізнавання дорівнювала $N=30$, а мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки становив $n_{\min}=40$.

З метою оцінки функціональної ефективності запропонованого алгоритму здійснювалося навчання СППР як за лінійним, так і за ієрархічним алгоритмами. На рис. 2 показано динаміку зміни максимуму, усередненого за алфавітом, класів розпізнавання нормованого критерію Кульбака (8) при оптимізації СКД за паралельно-последовним алгоритмом для лінійного класифікатора. Тут і далі заштриховані ділянки графіка позначають робочі області визначення інформаційного КФЕ.

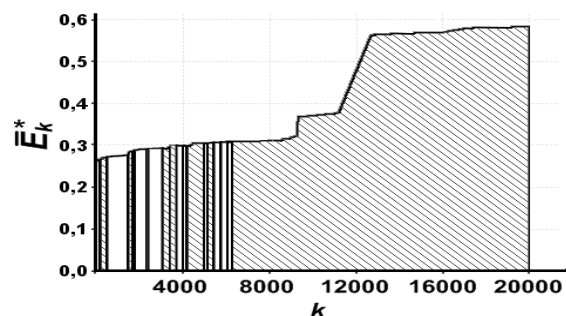


Рис. 2. Графік зміни максимумів усередненого КФЕ для лінійного класифікатора

Аналіз рис. 2 показує, що оптимальну СКД на ознаки розпізнавання одержано на 19980-му кроці навчання, на якому глобальний максимум усередне-

ного інформаційного КФЕ дорівнює $\overline{E^*} = 0,58$. Таким чином, при лінійній структурі алгоритму навчання СППР не вдалося побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила.

Для підвищення ефективності розпізнавання було сформовано ієрархічну структуру алгоритму навчання, яку показано на рис. 3. При цьому у листках дерева знаходяться класи, для яких відновлюються в радіальному базисі простору ознак оптимальні контейнери.

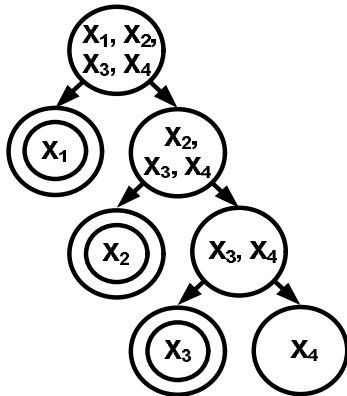
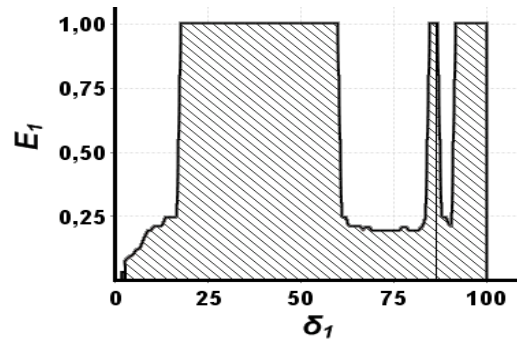


Рис. 3. Ієрархічна структура для чотирьох класів розпізнавання

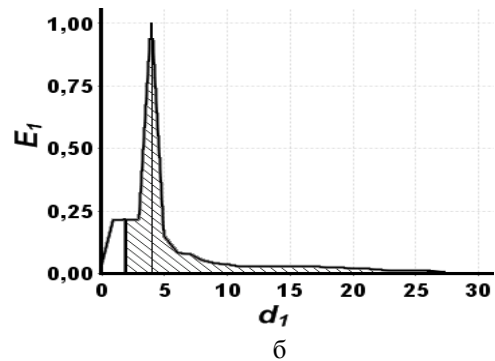
Для заданої ієрархічної структури на рис.4-6 показано графіки процесу оптимізації параметрів навчання на кожному ярусі бінарного дерева рішень при паралельній оптимізації СКД на ознаки розпізнавання.

Аналіз рис. 4 - 6 показує, що вже на етапі паралельної оптимізації СКД було одержано безпомилкові, за навчальною матрицею, вирішальні правила ($\overline{E^*} = 1$). При цьому на ділянках графіків типа «плато», де КФЕ має максимальні значення, оптимальні значення параметру поля СКД обиралися згідно з мінімально-дистанційним принципом за умов, при яких радіуси контейнерів базових класів були мінімальними. У результаті для першого ярусу радіус базового класу дорівнював $d_1^* = 4$ (у кодових одиницях), для другого ярусу – $d_2^* = 5$ і для третього ярусу – $d_3^* = 13$.

Таким чином, аналіз рис. 2 і рис. 4-6 показує, що застосування ієрархічної структури алгоритму навчання у порівнянні з лінійною структурою для алфавітів класів розпізнавання однакової потужності суттєво підвищує достовірність і оперативність розпізнавання.

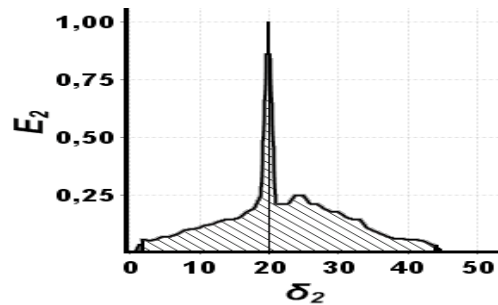


а

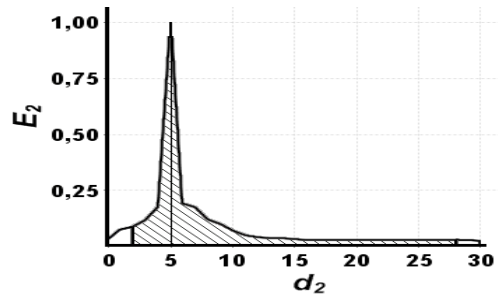


б

Рис. 4. Графік залежності нормованого КФЕ для першого ярусу ієрархічної структури: а – від параметра поля СКД; б – від радіусу контейнера базового класу X_1^0



а



б

Рис. 5. Графік залежності нормованого КФЕ для другого ярусу ієрархічної структури: а – від параметра поля СКД; б – від радіусу контейнера базового класу X_2^0

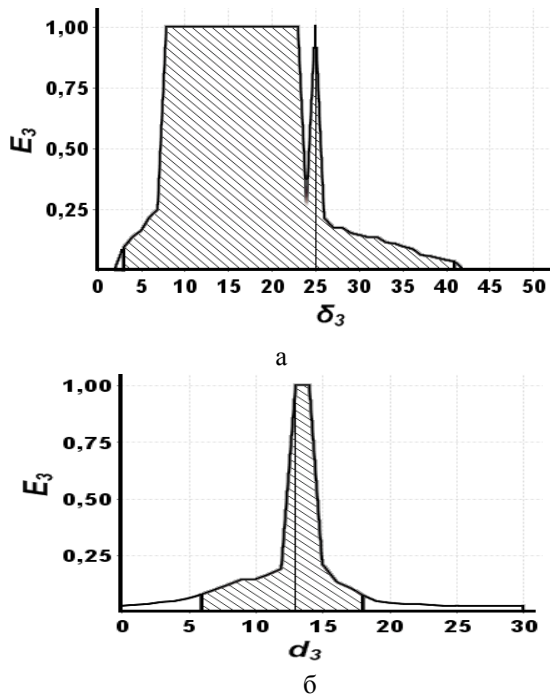


Рис. 6. Графік залежності нормованого КФЕ для третього ярусу ієрархічної структури: а – від параметра поля СКД; б – від радіусу контейнера базового класу X_3^0

Висновки

1. У рамках ІЕІ-технології розроблено інформаційне, алгоритмічне та програмне забезпечення ієрархічного класифікатора з оптимізацією системи контрольних допусків на кожному ярусі дерева рішень для СППР, що є складовою частиною АСК процесу вирощування скінтіляційних монокристалів.

2. Результати фізичного моделювання за даними архівної історії вирощування скінтіляційних монокристалів показали, що використання ієрархічного алгоритму у порівнянні з лінійним дозволило підвищити оперативність навчання та асимптотичну (граничну) достовірність розпізнавання для алфавіту з чотирьох класів розпізнавання. При цьому було побудовано безпомилкові, за навчальною матрицею, вирішальні правила.

Література

1. Сцинтилляционные монокристаллы: автоматизированное выращивание [Текст] / В.С. Суздаль, П.Е. Стадник, Л.И. Герасимчук, Ю.М. Епифанов. – Харьков: «ИСМА». – 2009. – 260 с.

2. Рост кристаллов [Текст] / В.И. Горилецкий, Б.В. Гринёв, Б.Г. Заславский, Н.Н. Смирнов, В.С. Суздаль. – Харьков: Акта. – 2002. – 536 с

3. Tie, Li. Temperature Field Analysis and Process Control Strategies for MgO Single Crystal Production Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System [Text] / Li Tie, Wang Zhen, Wang Ninghui // The Open Materials Science Journal. – 2011. – № 5. – P. 162-169.

4. Riedling, K. Autonomous liquid encapsulated Czochralski (LEC) growth of single crystal GaAs by “intelligent” digital control [Text] / K. Riedling // Journal of Crystal Growth. – 1988. – P. 435-446.

5. Identification and control of a multizone crystal growth furnace [Text] / C. Batur, R.B. Sharpless, W.M.B. Duval, B.N. Rosenthal, N.B. Singh // Journal of Crystal Growth. – 1992. – V. 119. – P. 371-380.

6. Advances in Learning Theory: Methods, Models and Application [Text] / J.A.K. Suykens, G. Horvath, S. Basu, C. Micchelli, J. Vandewalle // IOS Press NATO-ASI Series in Computer and Systems Sciences, Amsterdam, The Nether-Lands. – 2003. – 432 p.

7. Duda, R.O. Pattern Classification [Text] / R.O. Duda, P.E. Hart, D.G. Stork; second ed. – New York, John Wiley & Sons, 2001. – 738 p.

8. Довбиш, А.С. Основи проектування інтелектуальних систем [Текст]: навчальний посібник / А.С. Довбиш. – Суми: Видавництво Сум ДУ. – 2009. – 171 с.

9. Довбиш, А.С. Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень для керування вирощуванням монокристалів [Текст] / А.С. Довбиш, В.С. Суздаль, В.В. Москаленко // Вісник СумДУ. Серія технічні науки. – 2011. – №2. – С. 39-47.

10. Москаленко, В.В. Інформаційно-екстремальний унімодальний класифікатор з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання [Текст] / В.В. Москаленко, І.В. Шелехов, О.В. Соколов // АСУ та прилади автоматизації. – 2011. – № 156. – С. 42-47.

11. Довбиш, А.С. Інформаційно-екстремальний алгоритм унімодального класифікатора для оцінки діаметру монокристала, що вирощується [Текст] / А.С. Довбиш, В.В. Москаленко // Радіоелектронні і комп'ютерні системи. – 2012. – №1(53). – С. 114-119.

Поступила в редакцію 29.08.2012

Рецензент: д-р техн. наук, проф., зав. каф. інформатики О.Ю. Соколов, Національний аерокосмічний університет ім. М.Є. Жуковського «ХАІ», Харків.

ИЕРАРХИЧЕСКИЙ ИНФОРМАЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНЫЙ КЛАССИФИКАТОР

В.В. Москаленко, С.А.С.М. Джулгам

Рассматриваются в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии категориальная модель и алгоритм обучения системы поддержки принятия решений (СППР) для управления выращиванием монокристаллов из расплава. С целью повышения достоверности и оперативности распознавания функциональных состояний системы управления при увеличении мощности алфавита классов распознавания в процессе обучения СППР осуществляется построение иерархической структуры классов распознавания. При этом оптимизация системы контрольных допусков на признаки распознавания и геометрических параметров контейнеров классов распознавания осуществлялась на каждом ярусе бинарного дерева решений.

Ключевые слова: оптимизация, обучение, иерархический классификатор, система поддержки принятия решений, управление, сцинтилляционный монокристалл.

HIERARCHICAL INFORMATION-EXTREME CLASSIFIER

V.V. Moskalenko, S.A.S.M. Julgam

The categorical model and the learning algorithm of decision support system (DSS) for control of growing scintillate single crystals from melt within framework information-extreme technology was considered.

In order to improve reliability and efficiency of detection of functional states of the control system with increasing power recognition classes alphabet in learning DSS builds a hierarchical structure of classes. In this case, the optimization of permits of recognition features and geometrical parameters of containers of recognition classes were performed at each level of binary decision tree.

Keywords: optimization, learning, hierarchical classifier, decision support system, management, scintillate single crystal.

Москаленко В'ячеслав Васильович – аспірант каф. комп'ютерних наук, СумДУ, Суми, Україна.

Джулгам С.А.С.М. – аспірант каф. комп'ютерних наук, СумДУ, Суми, Україна.