

УДК 681.518:004.03.1'

А.С. ДОВБИШ, В.В. МОСКАЛЕНКО

Сумський державний університет, Україна

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНИЙ АЛГОРИТМ УНІМОДАЛЬНОГО КЛАСИФІКАТОРА ДЛЯ ОЦІНКИ ДІАМЕТРУ МОНОКРИСТАЛА, ЩО ВИРОЩУЄТЬСЯ

Запропоновано інформаційно-екстремальний алгоритм аналізу і синтезу системи підтримки прийняття рішень (СППР), побудованої на базі унімодального класифікатора, який характеризується єдиним центром розсіювання векторів-реалізацій образів і структурованим алфавітом класів розпізнавання. У процесі навчання СППР здійснювалася оптимізація системи контрольних допусків, при якій параметр поля допусків змінювався для всіх ознак одночасно. Як критерій функціональної ефективності навчання розглядався модифікований нормований інформаційний критерій Кульбака. При цьому оптимізація параметрів навчання здійснювалася шляхом ітераційного пошуку глобального максимуму критерію Кульбака в робочій (допустимій) області визначення його функції. Розглянуто приклад реалізації запропонованого алгоритму при оптимізації параметрів навчання СППР для керування технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів. За результатами фізичного моделювання, виконаного за даними вирощування монокристалів, доведено підвищення функціональної ефективності навчання СППР у порівнянні з мультимодальним класифікатором.

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

Вступ

Традиційні засоби автоматизації вирощування великогабаритних сцинтиляційних монокристалів (СМК) з розплаву не дозволяють стабільно одержувати вихідний продукт з оптичними характеристиками, що відповідають світовим стандартам якості [1]. Це пов'язано з функціонуванням автоматизованої системи керування (АСК) за умов апіорної невизначеності та значним ускладненням процесів масо- та теплопереносу при зростанні об'єму монокристала в процесі вирощування. При цьому діаметр монокристала, що вирощується, який характеризує сталість процесу кристалізації і однорідність складу, є одним з головних непрямих показників якості виробу. В існуючих системах керування типу "РОСТ" та "КРИСТАЛ" оцінку зміни діаметру монокристалу здійснюють за допомогою електромеханічного щупа, проте частота вимірювань обмежена технічними можливостями, що призводить до втрати спостережуваності керованого процесу [2].

Один із напрямків підвищення функціональної ефективності АСК полягає в наданні їй властивості адаптивності на основі машинного навчання та розпізнавання образів [3]. В цьому разі перспективно застосувати ідеї та методи інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія) [4], яка дозволяє будувати на етапі навчання АСК оптимальне розбиття простору ознак

на класи еквівалентності шляхом введення додаткових інформаційних обмежень. У праці [5] розглянуто алгоритм навчання системи керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів для мультимодального класифікатора, коли класи розпізнавання мають окремі центри розсіювання своїх векторів-реалізацій. Але при класифікаційному керуванні вирощуванням монокристалу для контролю його діаметру доцільно використовувати унімодальний класифікатор, який характеризується єдиним центром розсіювання і впорядкованим алфавітом класів розпізнавання.

У статті запропоновано інформаційно-екстремальний алгоритм навчання унімодального класифікатора для оцінки діаметру сцинтиляційного монокристала, що вирощується із розплаву.

Постановка задачі

Розглянемо АСК вирощуванням монокристалів, складовою частиною якої є здатна навчатися система підтримки прийняття рішень (СППР). Нехай за інтервал часу τ_r , $r = \overline{1, R}$, де R – кількість інтервалів спостереження технологічного процесу, сформовано впорядкований алфавіт параметричних класів розпізнавання $\{X_m^0(\tau_r) \mid m = \overline{1, M}\}$, що характеризують стан діаметру монокристала («Норма», «Менше відхилення від норми» і «Більше відхилення

ня від норми») на інтервалі τ_r , і відповідну навчальну багатовимірну (векторну) матрицю типу «об'єкт-властивість» $\|y_{m,i}^j(\tau_r) \mid i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\|$, де N, n – кількість ознак розпізнавання і векторів-реалізацій образу відповідно. Відомий структурований вектор параметрів функціонування СППР $g = \langle d_m, \delta \rangle$, d_m – радіус контейнера класу

$X_m^0(\tau_r)$, що відновлюється в радіальному базисі дискретного простору ознак розпізнавання відносно центру розсіювання, еталонного вектора x_m ; δ – параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому задано такі обмеження: вектор x_m , що визначає геометричний центр бінарного простору ознак розпізнавання (Хемінга) Ω_B і вкладених контейнерів класів заданого алфавіту є одиничним; $d_m > d_{m-1}$, при цьому $d_M = N$ і $\delta \in [0; \delta_H / 2]$, де δ_H – нормоване поле допусків, що визначає область значень параметра δ .

Необхідно в процесі навчання СППР визначити оптимальні значення координат вектора g , що забезпечують на кожному інтервалі аналізу даних τ_r максимальне значення усередненого за алфавітом критерію функціональної ефективності (КФЕ) навчання СППР

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

де $E_m(\tau_r)$ – інформаційний КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу X_m^0 ;

$\{k\}$ – впорядкована множина кроків навчання (відновлення контейнерів класів розпізнавання).

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

Алгоритм навчання унімодального класифікатора

Алгоритм навчання унімодальної СППР з оптимізацією системи контрольних допусків (СКД) на ознаки розпізнавання, як і для мультимодальної [4,5], полягає у реалізації структурованої двоциклічної ітераційної процедури пошуку глобального мак-

симуму інформаційного КФЕ (1) в робочій області визначення його функції. Для інформаційно-екстремального алгоритму навчання СППР з паралельною оптимізацією СКД, при якому параметр δ змінюється одночасно для всіх ознак розпізнавання, така процедура має вигляд

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

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

G_E – область допустимих значень інформаційного КФЕ (1) навчання СППР.

У процедурі (2) внутрішній цикл реалізує базовий алгоритм навчання [5], основними задачами якого є обчислення інформаційного КФЕ навчання СППР; пошук глобального максимуму КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції й оптимізація геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання. 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.

Розглянемо у рамках ІЕІ-технології алгоритм навчання унімодальної СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання (2). Вхідні дані: масив реалізацій класів розпізнавання $\{y_{m,i}^{(j)} \mid m = \overline{1, M}; i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}\}$; система

нормованих допусків $\{\delta_{H,i} \mid i = \overline{1, N}\}$, що визначає область значень відповідних контрольних допусків. Попередньо для кожної ознаки визначається ціна градації її шкали виміру, що дозволяє обчислювати на кожному кроці навчання нижній і верхній контрольні допуски відповідно:

$$A_{KH,i} = y_{1,i} - \delta; A_{KB,i} = y_{1,i} + \delta, \quad (3)$$

де $y_{1,i}$ – вибіркове середнє значення i -ї ознаки розпізнавання у векторах-реалізаціях базового класу X_1^0 .

Реалізація алгоритму навчання унімодальної СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання здійснюється за такою схемою:

- 1) обнулюється лічильник кроків зміни параметра δ (кроків навчання): $l := 0$;
- 2) $\delta : l := l + 1$;
- 3) на кожному кроці навчання за формулами (3) обчислюються нижній $A_{KH,i}[l]$ і верхній

$A_{HK,i}[1]$ контрольні допуски для всіх ознак розпізнавання;

4) реалізується базовий алгоритм навчання і визначається поточний глобальний максимум усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію $\bar{E}[1]$ в робочій області визначення його функції;

5) якщо в робочій області визначення функції інформаційного критерію має місце

$$\bar{E}[1] \leq \text{extr max } \bar{E},$$

де $\text{extr max } \bar{E}$ – граничний максимум усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію (1), то виконується пункт 6, інакше – пункт 7 ($\bar{E}[0] = 0$);

6) якщо $\delta \leq \delta_H / 2$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 7;

$$7) \text{ extr max } \bar{E} := \max_{\{l\}} \bar{E}^*[l] \text{ і}$$

$$\delta^* := \arg \text{ extr max } \bar{E};$$

8) для параметра δ^* обчислюються оптимальні нижні $\{A_{HK,i}^*\}$ і верхні $\{A_{BK,i}^*\}$ контрольні допуски на ознаки розпізнавання;

9) ЗУПИН.

Як КФЕ навчання може використовуватися одна із статистичних інформаційних мір [4], яка є функціоналом від точнісних характеристик. Широкого використання в алгоритмах навчання набула модифікація інформаційної міри Кульбака [4,6], в якій розглядається відношення правдоподібності у вигляді відношення повної ймовірності правильного прийняття рішень P_t до повної ймовірності помилкового прийняття рішень P_f . Для рівноймовірних двохальтернативних гіпотез, що характеризує найбільш складний у статистичному розумінні випадок прийняття рішень, міру Кульбака подамо у вигляді

$$\begin{aligned} E_m^{(k)} &= \log_2 \frac{P_{t,m}^{(k)}}{P_{f,m}^{(k)}} \cdot [P_{t,m}^{(k)} - P_{f,m}^{(k)}] = \\ &= \left| \begin{array}{l} P_{t,m}^{(k)} = 0,5 \cdot D_{1,m} + 0,5 \cdot D_{2,m} \\ P_{f,m}^{(k)} = 0,5 \cdot \alpha_m + 0,5 \cdot \beta_m \end{array} \right| = \\ &= 0,5 \log_2 \left(\frac{D_{1,m}^{(k)} + D_{2,m}^{(k)}}{\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)}} \right) \cdot \\ &\cdot [(D_{1,m}^{(k)} + D_{2,m}^{(k)}) - (\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)})] = \\ &= \log_2 \left(\frac{1 + (D_{1,m}^{(k)} - \beta_m^{(k)})}{1 - (D_{1,m}^{(k)} - \beta_m^{(k)})} \right) \cdot [D_{1,m}^{(k)} - \beta_m^{(k)}], \quad (4) \end{aligned}$$

де $D_{1,m}^{(k)}$ – перша достовірність на k -му кроці навчання для класу X_m^0 ;

$D_{2,m}^{(k)}$ – друга достовірність; $\alpha_m^{(k)}$ – помилка першого роду;

$\beta_m^{(k)}$ – помилка другого роду.

Оцінками першої достовірності та похибки другого роду при прийнятті рішень в процесі навчання є емпіричні частоти

$$D_{1,m}^{(k)} = \frac{K_{1,m}^{(k)}}{n_{\min}}; \beta_m^{(k)} = \frac{K_{2,m}^{(k)}}{n_{\min}}, \quad (5)$$

де $K_{1,m}^{(k)}$ – кількість подій, що визначають належність реалізацій образу контейнеру класу X_m^0 , якщо насправді вони є реалізаціями цього класу;

$K_{2,m}^{(k)}$ – кількість подій, що визначають належність реалізацій образу контейнеру класу X_m^0 , якщо насправді вони належать іншому класу;

$n_{\min}$ – мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки [4].

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

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

$$\text{if } x_c^{(j)} \in X_m^0 \text{ then } K_{2,m}^{(k)}[j] := K_{2,m}^{(k)}[j-1] + 1,$$

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

$$\begin{aligned} \text{if } d_{m-1} < d[x_1 \oplus x^{(j)}] < d_m \text{ then } x^{(j)} \in X_m^0 \\ \text{else } x^{(j)} \notin X_m^0, \end{aligned}$$

де d_{m-1} – визначений в процесі навчання оптимальний радіус контейнера внутрішнього (вкладеного) класу (для базового класу X_1^0 внутрішній радіус $d_0 = 0$);

$d[x_1 \oplus x^{(j)}]$ – кодова відстань вектора $x^{(j)}$ до центра розсіювання реалізацій x_1 ;

$\oplus$ – символ операції складання за модулем два;

d_m – радіус контейнера класу X_m^0 , що відновлюється в бінарному просторі ознак розпізнавання.

Робоча модифікація критерію Кульбака після відповідної підстановки оцінок (5) у вираз (4) набуває вигляду:

$$E_m^{(k)} = \frac{1}{n} \log_2 \left(\frac{n + (K_1^{(k)} - K_2^{(k)}) + 10^{-\tau}}{n - (K_1^{(k)} - K_2^{(k)}) + 10^{-\tau}} \right) \cdot [K_1^{(k)} - K_2^{(k)}], \quad (6)$$

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

Нормовану модифікацію критерію (6) можна подати у вигляді:

$$E_m^{*(k)} = \frac{E_m^{(k)}}{E_{\max}}, \quad (7)$$

де $E_{\max}$ – значення критерію при $K_1^{(k)} = n$ ($D_{1,m}^{(k)} = 1$) і $K_2^{(k)} = 0$ ($\beta_m^{(k)} = 0$).

Вище наведений алгоритм при здійсненні навчання системи може не забезпечувати досягнення граничного максимум інформаційного критерію (1), що згідно з принципом відкладених рішень [7] потребує оптимізації інших параметрів навчання з метою побудови безпомилкового за навчальною матрицею класифікатора.

Приклад реалізації алгоритму навчання унімодальної СППР

Розглянемо результати реалізації запропонованого алгоритму на прикладі навчання СППР на інтервалі вирощування монокристалу тривалістю в 5 годин від початку вирощування на установці типу «РОСТ» за методом Кіропулоса [1].

За архівною історією вирощувань та даними кінцевого лабораторного контролю якості оптичних характеристик та діаметру монокристалу вздовж вирощеної булі для даного інтервалу було сформовано вхідну апріорно класифіковану навчальну матрицю для трьох класів, що характеризували якість монокристалу за трьохальтернативною системою оцінок:

- «Норма»,
- «Менше норми»
- «Більше норми».

При цьому кількість ознак розпізнавання дорівнювала 35, із них 10 первинних ознак, взяті з трендів контролю за тепловими умовами росту та станом розплаву в тиглі, решта – вторинні ознаки – є різницями першого та вищого порядків над динамічними трендами первинних ознак розпізнавання.

Як базовий було обрано клас X_3^0 , що характеризував стан діаметру монокристалу з найбільшими відхиленнями діаметру від норми (клас «Більше відхилення від норми»). Клас X_2^0 характеризувався найменшими відхиленнями діаметру від норми – «Менше відхилення від норми», а клас X_1^0 «Норма» був проміжним.

На рис. 1 показано графіки залежності нормованого критерію Кульбака (7) від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання, одержані в процесі паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання для випадку мультимодального (рис. 1, а) і унімодального (рис. 1, б) класифікаторів при однакових навчальних матрицях. На графіку штриховані ділянки позначають робочі (допустимі) області визначення функції інформаційного критерію, в яких одночасно виконуються умови $D_{1,m} > 0,5$ і $D_{2,m} > 0,5$. Крім того, необхідною умовою є виконання нерівності $d_m > d_{m-1}$, оскільки контейнери класів розпізнавання є вкладеним один в один.

Аналіз рис.1 показує, що оптимальний параметр поля контрольних допусків дорівнює $\delta = \pm 1$ (у відносних одиницях) при значенні максимуму усередненого критерію $\bar{E}^* = 0,1$. При цьому реалізація мультимодального класифікатора забезпечує менше значення максимуму КФЕ.

На рис.2 і 3 наведено графіки залежності нормованого КФЕ (7) від радіусів контейнерів класів X_1^0 і X_2^0 .

Аналіз рис. 2 і 3 показує, що оптимальний радіус контейнера класу X_1^0 дорівнює 24 кодових одиниці, для X_2^0 – 28 кодових одиниць. Для класу X_3^0 радіус контейнера обмежений вимірністю простору ознак, і відповідно рівний 35 кодових одиниць. Крім того, аналіз значень КФЕ показує, що одержані в прикладі оптимальні параметри навчання не забезпечують побудову безпомилкового за навчальною матрицею класифікатора, тобто вони можуть розглядатися як квазіоптимальні. Для побудови безпомилкового за навчальною матрицею класифікатора згідно з принципом відкладених рішень необхідна оптимізація інших параметрів навчання [4, 7].

Висновки

1. Для впорядкованих за показником якості класів розпізнавання, які мають єдиний центр розсіювання векторів-реалізацій всіх класів, викорис-

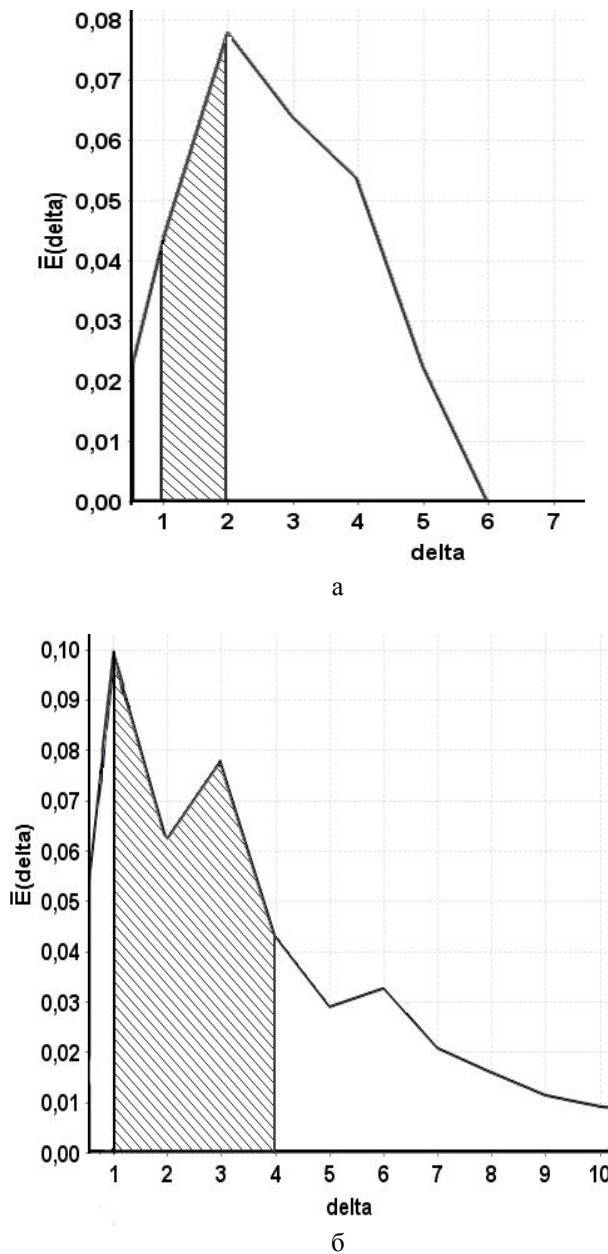


Рис. 1. Графік залежності КФЕ від параметра δ (delta) : а – для мультимодального класифікатора; б – для унімодального класифікатора

тання для навчання СППР унімодального класифікатора дозволяє підвищити достовірність у порівнянні з аналогічним мультимодальним класифікатором.

2. Застосування унімодального класифікатора дозволяє підвищити оперативність його навчання, оскільки на відміну від мультимодального класифікатора відпадає необхідність визначення найближчого (сусіднього) класу розпізнавання через впорядкованість алфавіту класів.

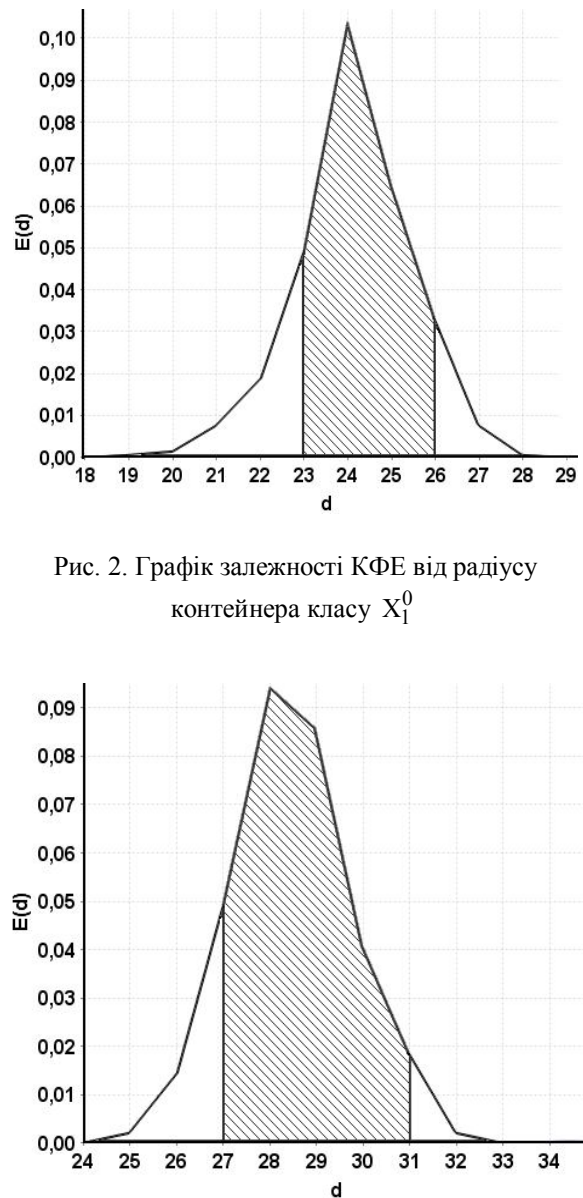


Рис. 2. Графік залежності КФЕ від радіусу контейнера класу X_1^0

Рис.3. Графік залежності КФЕ від радіусу контейнера класу X_2^0

Література

1. Рост кристаллов [Текст]/ В.И. Горилецкий, Б.В. Гринёв, Б.Г. Заславский, Н.Н. Смирнов, В.С. Суздаль. – Х.: Акта, 2002. – 536 с.
2. Сцинтилляционные монокристаллы: автоматизированное выращивание [Текст]/ В.С. Суздаль, П.Е. Стадник, Л.И. Герасимчук, Ю.М. Епифанов. – Харьков: «ИСМА», 2009. – 260 с.
3. Симанков, В.С.. Адаптивное управление сложными системами на основе теории распознавания образов [Текст]/ В.С. Симанков, Е.В. Луценко. –

Краснодар: Техн. ун-т Кубан. гос. технол. ун-та, 1999. – 318 с.

4. Довбиш, А.С. Основы проектирования интеллектуальных систем [Текст]: навч. посібн. / А.С. Довбиш. – Суми: Видавництво СумДУ, 2009. – 171 с.

5. Довбиш, А.С. Интеллектуальная система поддержки принятия решений для управления выращиванием монокристаллов [Текст] / А.С. Довбиш,

В.С. Суздаль, В.В. Москаленко // Вісник СумДУ. Серія технічні науки. – 2011. – №2. – С. 39 – 47.

6. Кульбак, С. Теория информации и статистика [Текст]: пер. с англ./ С. Кульбак. – М.: Наука, 1967. – 408 с.

7. Ивахненко, А.Г. О принципах построения обучающих систем управления сложными процессами [Текст]/ А.Г. Ивахненко. – М.: Наука, 1970. – 252 с.

Надійшла до редакції 16.01.2012

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

ИНФОРМАЦИОННО-ЭКСТРЕМАЛЬНЫЙ АЛГОРИТМ УНИМОДАЛЬНОГО КЛАССИФИКАТОРА ДЛЯ ОЦЕНКИ ДИАМЕТРА ВЫРАЩИВАЕМОГО МОНОКРИСТАЛЛА

А.С. Довбиш, В.В. Москаленко

Предложен информационно-экстремальный алгоритм анализа и синтеза системы поддержки принятия решений (СППР), построенной на базе унимодального классификатора, который характеризуется единым центром рассеивания векторов-реализаций образов и структурированным алфавитом классов распознавания. В процессе обучения СППР осуществлялась оптимизация системы контрольных допусков, при которой параметр поля допусков менялся для всех признаков одновременно. Как критерий функциональной эффективности обучения рассматривался модифицированный нормированный информационный критерий Кульбака. При этом оптимизация параметров обучения осуществлялась путем итерационного поиска глобального максимума критерия Кульбака в рабочей (допустимой) области определения его функции. Рассмотрен пример реализации предложенного алгоритма при оптимизации параметров обучения СППР для управления технологическим процессом выращивания сцинтилляционных монокристаллов. По результатам физического моделирования, выполненного по данным выращивания монокристаллов, доказано повышение функциональной эффективности обучения СППР по сравнению с мультимодальным классификатором.

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

INFORMATION-EXTREME ALGORITHM OF UNIMODAL CLASSIFIER FOR GROWING SINGLE CRYSTAL DIAMETER EVALUATION

A.S. Dovbish, V.V. Moskalenko

This paper proposes information-extreme algorithm of analysis and synthesis of learning and self-learning decision support system (DSS). It is based on unimodal classifier characterized by single center of pattern vector-realizations distribution and structured alphabet of recognition classes. Training the DSS optimizes control permits vector for identification signs by the simultaneous changing the parameter of control permits field for all the signs. As a criterion of the functional efficiency of training was considered modified normalized Kullback information criterion. Training parameters optimization carries iterative search for the global maximum Kullback criterion in the allowable domain of its function definition. On the example of DSS for control of growing scintillate single crystals, the article considers implementation of the algorithm. According to results of physical modeling unimodal classifier shown increase DSS training functional efficiency compared with multimodal classifier.

Keywords: optimization, training, unimodal classifier, decision support system, management, scintillate single crystal.

Довбиш Анатолій Степанович – д-р техн. наук, професор, зав. каф. комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Україна, Суми, Україна.

Москаленко В'ячеслав Васильович – аспірант каф. комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна.