

А. С. ДОВБИШ, д-р техн. наук, професор СумДУ, Суми;

Ю. С. КОЗЬМІН, канд. техн. наук, ІСМА, Харків;

О. Б. БЕРЕСТ, аспірант СумДУ, Суми

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНИЙ АЛГОРИТМ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ВИРОЩУВАННЯМ СЦИНТИЛЯЦІЙНИХ МОНОКРИСТАЛІВ

Розглянуто інформаційно-екстремальний алгоритм навчання інтелектуальної системи керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів з паралельно-последовною оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Реалізацію запропонованого алгоритму здійснено на прикладі системи керування вирощуванням монокристалів.

Рассмотрен информационно экстремальный алгоритм обучения интеллектуальной системы управления выращиванием сцинтилляционных монокристаллов с параллельно-последовательной оптимизацией системы контрольных допусков на признаки распознавания. Реализация предложенного алгоритма осуществлена на примере системы управления выращиванием монокристаллов.

The information extreme learning algorithm of intellectual control scintillation monocrystal growth system with parallel series optimization of acceptance tolerances system on recognition signs was considered in this article. The implementation of this algorithm was performed on control scintillation monocrystal growth system.

Вступ. Сучасні мікропроцесорні системи керування технологічним процесом вирощування монокристалів не забезпечують їх стабільно високі вихідні оптичні характеристики через довільні початкові умови та неконтрольовані фактори, що впливають на керований процес [1,2]. Основним шляхом підвищення функціональної ефективності системи керування вирощуванням монокристалів є надання їй властивості адаптивності на основі машинного навчання і розпізнавання образів [3,4]. Одним із перспективних напрямів аналізу і синтезу адаптивних систем керування, що навчаються, є використання ідей і методів прогресивної інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ – технологія), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи керування шляхом введення в процесі її навчання додаткових інформаційних обмежень [5,6]. У праці [7] запропоновано інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи керування вирощуванням монокристалів з паралельною оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, але авторам не вдалося побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила.

У статті з метою підвищення функціональної ефективності навчання системи підтримки прийняття рішень (СППР), яка є складовою частиною інтелектуальної системи керування вирощуванням сцинтиляційних

монокристалів, розглядається алгоритм навчання з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання за паралельно – послідовним алгоритмом.

Постановка задачі. Розглянемо здатну навчатися СППР для керування технологічним процесом вирощування скінтіляційних монокристалів. Нехай дано у загальному випадку нечіткий алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$. Кожний клас визначає функціональний стан технологічного процесу, який характеризується навчальною матрицею типу «об’єкт – властивість» $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N – кількість ознак розпізнавання, n – кількість реалізацій образу, що формуються в моменти зчитування інформації. Для СППР відомий структурований вектор параметрів функціонування $g = \langle g_1, \dots, g_\xi, \dots, g_\Xi \rangle$ із відповідними обмеженнями.

Тоді в режимі навчання для вектора g шляхом організації послідовних ітераційних процедур оптимізації параметрів навчання необхідно знайти його екстремальне значення координат в робочій області системи розпізнавання, що забезпечують максимум усередненого за алфавітом критерію функціональної ефективності (КФЕ) навчання СППР:

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

де E_m^* – максимальне значення КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу X_m^o .

Алгоритм навчання. Ідея навчання системи у рамках ІЕІ – технології полягає у цілеспрямованій трансформації апріорного у загальному випадку нечіткого розбиття простору ознак в чітке розбиття класів розпізнавання, яке забезпечує побудову безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил. При цьому на кожному кроці навчання відбувається відновлення побудованих у радіальному базисі простору ознак оптимальних контейнерів, геометричні параметри яких визначають вирішальні правила. Розглянемо інформаційно-екстремальний алгоритм навчання СППР із гіперсферичним класифікатором, в якому відновлення контейнерів відбувається шляхом паралельно – послідовної оптимізації системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання за двохциклічною процедурою

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

де δ_K^* – оптимальне значення параметра поля контрольних допусків;
 G_δ – область допустимих значень параметра δ_K ;
 G_E – область допустимих значень КФЕ навчання системи;

G_d – область допустимих значень геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання.

Узагальнену схему алгоритму навчання показано на рис. 1.

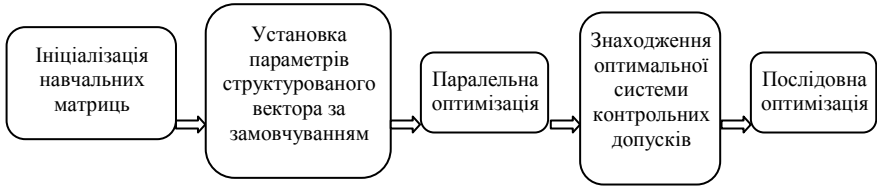


Рис. 1 – Етапи навчання системи при паралельно-послідовній оптимізації

Розглянемо основні етапи реалізації інформаційно-екстремального алгоритму навчання СППР з паралельно-послідовною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання:

1. Установка лічильника кроків зміни параметра поля допусків в нуль.
2. Інкремент лічильника кроків зміни параметра поля допусків.
3. Обчислення нижнього $A_{KH,i}[l]$ і верхнього $A_{KB,i}[l]$ контрольних допусків для всіх ознак розпізнавання за формулами

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

де $y_{1,i}$ – середнє значення i -ї ознаки в навчальній матриці класу $X_1^o(\tau_r)$.

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

$$x_{m,i}^{(j)}(\tau_r) = \begin{cases} 1, & \text{if } A_{KH,i}(\tau_r) \leq y_{m,i}^{(j)}(\tau_r) \leq A_{KB,i}(\tau_r); \\ 0, & \text{if else.} \end{cases} \quad (4)$$

5. Обчислення двійкового еталонного вектора $x_m(\tau_r)$ для класу $X_m^o(\tau_r)$ за правилом

$$x_{m,i}(\tau_r) = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)}(\tau_r) > \rho_m; \\ 0, & \text{if else.} \end{cases} \quad (5)$$

де ρ_m – рівень селекції координат вектора $x_m \in X_m^o(\tau_r)$, $\rho_m = 0,5$ за замовчуванням.

6. Формування структурованої множини елементів попарного розбиття $\{\mathfrak{R}_m^{[2]} \Leftarrow x_m, x_c >\}$ за методом найближчих сусідів.

7. Обчислення інформаційного КФЕ навчання СППР. Як інформаційний КФЕ розглянемо модифікацію інформаційної міри Кульбака, яка має вигляд [7]

$$E_m^{(k)} = \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \right) * [1 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))], \quad (6)$$

де $\alpha_m^{(k)}(d)$ – помилка першого роду при прийнятті рішень на k -му кроці навчання;

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

d – дистанційна міра, що визначає радіуси гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання.

8. Обчислення усередненого КФЕ \bar{E}^* за формулою (1).
9. Визначення оптимального значення параметра δ^* за формулою (2).
10. Обчислення за формулами (3) оптимальних нижніх $\{A_{HK,i}^*\}$ та верхніх $\{A_{BK,i}^*\}$ контрольних допусків.
11. Визначення оптимальних радіусів контейнерів параметричних класів розпізнавання $d_m^* = \arg E_m^*$.
12. Обнулення лічильника ітерацій запуску послідовної оптимізації.
13. Інкремент лічильника ітерацій запуску послідовної оптимізації.
14. Обнулення лічильника зміни i -ї ознаки.
15. Інкремент лічильника зміни i -ї ознаки
16. Обнулення лічильника кроків зміни параметра поля допусків для i -ї ознаки.
17. Інкремент лічильника кроків зміни параметра поля допусків для i -ї ознаки.
18. Обчислення інформаційного КФЕ навчання СППР за формулою (6).
19. Знаходження оптимального значення параметра навчання $\delta_i^* = \arg \bar{E}^*$ для i -ї ознаки.
20. Якщо $i \leq n$, то виконується пункт 14, інакше – пункт 21.
21. Якщо $\bar{E}_{i+1}^* > \bar{E}_i^*$, то виконується пункт 13, інакше – пункт 22.
22. ЗУПИН.

Таким чином, процес навчання СППР полягає в реалізації процедури пошуку глобального максимуму функції інформаційного критерію в робочій області її визначення та ітераційного наближення цього максимуму до його граничного максимального значення з метою побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил.

Приклад реалізації алгоритму навчання. Формування навчальної матриці здійснювалося за ретроспективними даними, одержаними при вирощуванні монокристалів за методом Чохральського на одному й тому самому часовому інтервалі вирощування на установці «РОСТ». При цьому датчики інформації опитувалися з періодом одна хвилина. Алфавіт складався із трьох класів розпізнавання X_1^o , X_2^o і X_3^o , які відрізнялися один від одного якістю кінцевого продукту. Клас X_1^o характеризував найкращий технологічний режим, який забезпечує відповідність кінцевого продукту стандарту якості. Інші два класи характеризували різні відхилення показників якості від норми. Навчальна матриця кожного класу складалася із 61 вектора-реалізації, які мали по 45 первинних і вторинних ознак розпізнавання.

З метою аналізу впливу параметрів оптимізації на функціональну ефективність навчання інтелектуальної системи на рис.2 показано графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання після реалізації базового алгоритму навчання.

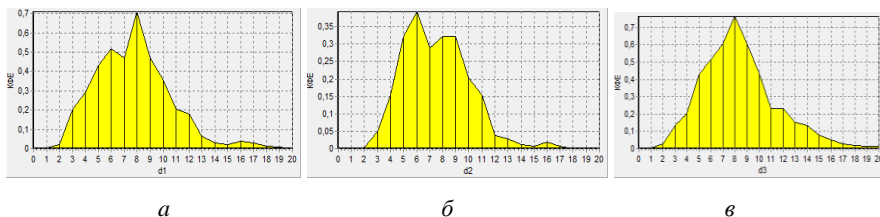


Рис. 2 – Графіки залежності КФЕ від радіусів класів: *a* – клас X_1^o ; *б* – клас X_2^o ;
в – клас X_3^o

Аналіз рис.2 показує, що реалізація базового алгоритму без оптимізації системи контрольних допусків (СКД) на ознаки розпізнавання характеризується відсутністю робочої (допустимої) області, в якій значення першої та другої достовірностей відповідно більше помилок першого і другого роду. На рис 3. показано динаміку зміни КФЕ при паралельній оптимізації СКД на ознаки розпізнавання. Тут і далі темні ділянки позначають робочі області визначення функції інформаційного критерію.

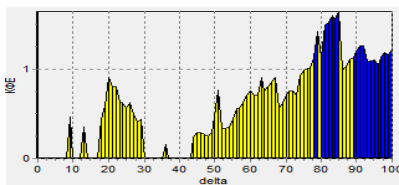


Рис. 3 – Графік залежності КФЕ від параметра поля контрольних допусків δ_k (*delta*)

Аналіз рис. 3 показує, що оптимальні значення параметру поля контрольних допусків дорівнюють $\delta_K^* = 85$ відносних одиниць при максимальному значенні усередненого КФЕ $\bar{E}^* = 1,65$.

На рис.4 показано зміну радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання при паралельній оптимізації СКД на ознаки розпізнавання.

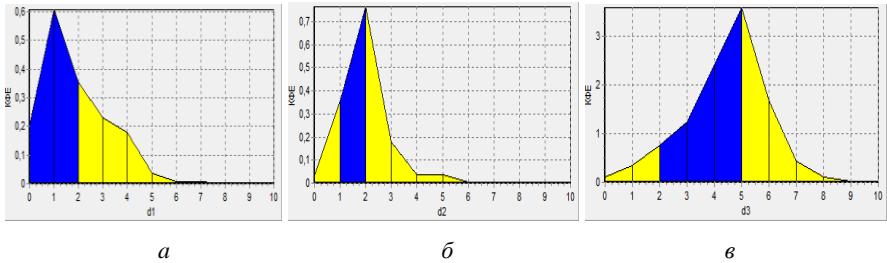


Рис. 4 – Графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів при паралельній оптимізації: а – клас X_1^o ; б – клас X_2^o ; в – клас X_3^o

Аналіз рис. 4 показує, що при значенні $\delta_K^* = 85$ оптимальні радіуси контейнерів дорівнюють у кодових одиницях відповідно $d_1^* = 1$, $d_2^* = 2$ і $d_3^* = 5$.

З метою підвищення функціональної ефективності навчання СППР було реалізовано алгоритм послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому як стартові приймалися одержані при паралельній оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски.

На рис. 5 зображено графіки залежності КФЕ за Кульбаком (6) від радіусів контейнерів класів розпізнавання при реалізації паралельно послідовної оптимізації.

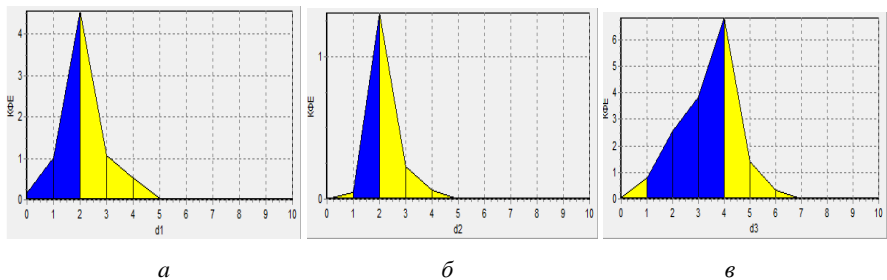


Рис. 5 – Графіки залежності КФЕ від радіусів класів при паралельно послідовній оптимізації: а – клас X_1^o ; б – клас X_2^o ; в – клас X_3^o

Аналіз рис. 5 показує, що оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання дорівнюють у кодових одиницях відповідно $d_1^* = 2$, $d_2^* = 2$ і $d_3^* = 4$ при відповідних максимальних значеннях КФЕ $E_1^* = 4,56$, $E_2^* = 1,31$ і $E_3^* = 6,81$. Тобто середнє значення критерію (1) дорівнює $\bar{E} = 4,22$. При цьому вже після третього прогону ітераційної процедури значення інформаційного КФЕ навчання СППР не змінювалося, що свідчило про завершення оптимізаційного процесу.

Таким чином, при паралельно-последовній оптимізації СКД на ознаки розпізнавання усереднене значення КФЕ навчання СППР для керування вирощуванням скінтіляційних монокристалів суттєво перевищує його значення, одержане при паралельній оптимізації СКД ($\bar{E}^* = 1,65$).

Висновки. Розроблене інформаційне і програмне забезпечення СППР для керування вирощуванням скінтіляційних монокристалів із розплаву в рамках ІЕІ технології дозволило побудувати високодостовірні вирішальні правила для розпізнавання поточного функціонального стану технологічного процесу з метою здійснення, у разі необхідності, його корекції. Для побудови безпомилкових знавчальною матрицею вирішальних правил згідно з принципом відкладених рішень доцільно здійснювати оптимізацію інших параметрів функціонування, включаючи параметри словника ознак розпізнавання, які впливають на функціональну ефективність навчання СППР.

Список літератури. 1. Суздаль В. С. Скінтіляційні монокристали: автоматизированное выращивание / В. С. Суздаль, П. Е. Стадник, Л. И. Герасимчук, Ю. М. Епифанов. – Х. : ИСМА, 2009. – 260 с. 2. Горилецкий В. И. Рост кристаллов / В. И. Горилецкий, Б. В. Гринёв, Б. Г. Заславский, Н. Н. Смирнов, В. С. Суздаль. – Х. : Акта, 2002. – 536 с. 3. Краснояровський А. С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань / А. С. Краснояровський. – Суми : Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с. 4. Рідкокаша А. А. Основи систем штучного інтелекту: навчальний посібник / А. А. Рідкокаша, К. К. Голдер. – Черкаси : Відлуння-Плюс, 2002. – 240 с. 5. Довбиш А. С. Основи проектування інтелектуальних систем: навчальний посібник / А. С. Довбиш. – Суми : Вид-во СумДУ, 2009. – 171 с. 6. Довбиш А. С. Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання в інформаційно-екстремальних методах автоматичної класифікації / А. С. Довбиш, М.В. Козинець, С. М. Котенко. Вісник Сумського державного університету. Серія «Техніка», № 1, 2007. – С. 169–178. 7. Довбиш А. С. Інтелектуальна система підтримки прийняття рішень для керування вирощуванням монокристалів / А. С. Довбиш, В. С. Суздаль, В. В. Москаленко. Вісник СумДУ. Серія технічні науки. – 2011. – № 2. – С. 39–47.

Надійшла до редколегії 15.03.2012