

## ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ВИРОЩУВАННЯМ МОНОКРИСТАЛІВ

*Анотація:* Розглядається у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології алгоритм навчання системи керування вирощуванням скінтіляційних монокристалів за методом Чохральського з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

*Ключові слова:* монокристал, система підтримки прийняття рішень, оптимізація, навчання, контрольні допуски, інформаційний критерій.

### Вступ

Використання традиційних засобів автоматизації вирощування скінтіляційних монокристалів (СМК) не дозволяє через апіорну невизначеність технологічного процесу (ТП) стабільно одержувати їх оптичні характеристики, що відповідають світовим стандартам якості [1,2]. Основним із способів підвищення функціональної ефективності автоматизованої системи керування (АСК) вирощуванням монокристалів є надання їй властивості адаптивності. Як один із перспективних напрямів аналізу і синтезу адаптивних систем керування є використання ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія), що ґрунтується на машинному навчанні та розпізнаванні образів [3–5]. У праці [6] розглядалася оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання в процесі навчання системи керування за паралельним алгоритмом, який передбачає одночасну зміну контрольних допусків на всі ознаки. Але в цій праці не вдалося побудувати безпомилкові вирішальні правила, оскільки одержані екстремальні параметри навчання слід розглядати як квазіоптимальні.

У статті в рамках ІЕІ-технології розглядаються алгоритми послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання в процесі навчання системи підтримки прийняття рішень (СППР), яка є складовою частиною системи керування вирощуванням скінтіляційних монокристалів.

### Постановка задачі дослідження

Розглянемо систему керування вирощуванням монокристалів, складовою частиною якої є здатна навчатися СППР. Нехай за інтервал часу  $\tau_r, r = \overline{1, R}$ , де  $R$  – кількість інтервалів спостереження технологічного процесу, сформовано алфавіт параметричних класів розпізнавання  $\{X_m^o(\tau_r) | m = \overline{1, M}\}$ , що характеризують функціональний стан СППР на інтервалі  $\tau_r$ , і відповідну навчальну багатовимірну (векторну) матрицю типу “об’єкт-властивість”  $\|y_{m,i}^j(\tau_r)\| i = \overline{1, N}, j = \overline{1, n}\|$ , де  $N, n$

– кількість ознак розпізнавання і векторів-реалізацій образу відповідно. Відомий структурований вектор параметрів функціонування СППР  $g = \langle x_m, d_m, \delta \rangle$ , де  $x_m$  – еталонний двійковий вектор (або реалізація) класу  $X_m^o(\tau_r)$ ;  $d_m$  – радіус контейнера класу  $X_m^o(\tau_r)$ , що відновлюється в радіальному базисі дискретного простору ознак розпізнавання;  $\delta$  – параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому задано такі обмеження: вершина вектора  $x_m$  визначає геометричний центр контейнера класу  $X_m^o(\tau_r)$ ;  $d_m \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1]$ , де  $d(x_m \oplus x_c)$  – кодова відстань центра класу  $X_m^o$  від центру найближчого сусіднього класу  $X_c(\tau_r)$  і  $\delta \in [0; \delta_H/2]$ , де  $\delta_H$  – нормоване поле допусків, що визначає область значень параметра  $\delta$ .

Треба в процесі навчання СППР визначити оптимальні значення координат вектора  $g$ , що забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання 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  $X_m^o$ ;  $\{k\}$  – впорядкована множина кроків навчання.

При функціонуванні СППР в режимі екзамену, тобто безпосереднього розпізнавання, треба прийняти рішення про належність реалізації, що розпізнається, одному із класів сформованого на етапі навчання алфавіту  $\{X_m^o(\tau_r) | m = \overline{1, M}\}$  і таким чином дефазифікувати функціональний стан системи керування і, при необхідності, стабілізувати технологічний процес.

### Алгоритми навчання і екзамену СППР

Алгоритм навчання СППР у рамках ІЕІ-технології подамо як двоцикличну ітераційну процедуру пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ (1) в робочій (допустимій) області визначення його функції

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

де  $G_\delta$  – допустима область значень параметра поля допусків  $\delta$ ;

$G_E$  – робоча область визначення функції критерію  $\bar{E}$ ;

$G_d$  – допустима область значень радіуса гіперсферичного контейнера класу розпізнавання.

Таким чином, як параметр навчання, що оптимізується у зовнішньому циклі, розглядається поле контрольних допусків  $\delta_{K,i}$  на ознаки розпізнавання, а як параметр навчання внутрішнього циклу оптимізації – радіус  $d_m$  гіперсферичного контейнера класу  $X_m^o$ , що відновлюється на кожному кроці навчання у радіальному дискретному просторі ознак.

Оптимізацію контрольних допусків на ознаки доцільно здійснювати за паралельно-послідовним алгоритмом, що забезпечує прийнятну оперативність та високу точність обчислення КФЕ. При цьому за алгоритмом

паралельної оптимізації СКД на ознаки визначаються квазіоптимальні контрольні допуски, які для послідовного алгоритму приймаються як стартові.

Вхідною інформацією для алгоритму навчання в загальному випадку є дійсний масив реалізацій образу  $\{y_m^j(\tau_r) | m = \overline{1, M}, j = \overline{1, n}\}$ , отриманих в процесі моніторингу технологічного процесу вирощування СМК на інтервалі часу  $\tau_r, r = \overline{1, R}$ ; система полів контрольних допусків  $\{\delta_{K,i} | i = \overline{1, N}\}$  на ознаки розпізнавання і рівень селекції (квантування)  $\{\rho_m\}$  координат еталонних векторів класів розпізнавання, який за замовчанням дорівнює  $\rho = 0,5$  для всіх класів розпізнавання.

Спочатку розглянемо узагальнені етапи реалізації інформаційно-екстремального алгоритму навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків, коли відносний параметр поля допусків змінюється одночасно для всіх ознак розпізнавання:

1) обнуління лічильника кроків зміни параметра поля допусків  $\delta: l := 0$ ;

2)  $l := l + 1$ ;

3) на кожному кроці зміни параметра поля допусків обчислюються нижній  $A_{KH,i}[l]$  і верхній  $A_{KB,i}[l]$  контрольні допуски для всіх ознак розпізнавання за формулами

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

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

4) формується бінарна навчальна матриця  $\|x_{m,i}^{(j)}\|$  за правилом

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

для класу  $X_m^o(\tau_r)$  обчислюється двійковий еталонний вектор  $x_m$  за правилом

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

де  $\rho_m$  – рівень селекції координат вектора  $x_m \in X_m^o$ , який за замовчуванням дорівнює  $\rho_m = 0,5$ .

6) для множини векторів  $\{x_m\}$  формується структурована множина елементів парного розбиття  $\{\mathfrak{R}_m^{[2]} = \langle x_m, x_c \rangle\}$ , що задає план навчання. Тут  $x_c$  – еталонний вектор найближчого параметричного класу  $X_c^o(\tau_r)$ .

7) обчислюється для кожного параметричного класу  $X_m^o(\tau_r)$  значення інформаційного КФЕ навчання СППР розпізнавати його реалізації. Як КФЕ може розглядатися будь-яка статистична інформаційна міра [5,6]. Наприклад, для двохальтернативних рішень і рівноймовірних гіпотез можна застосувати модифікацію ентропійного КФЕ (за Шенноном):

$$E_m^{(k)} = 1 + \frac{1}{2} \left( \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} + \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \right), \quad (4)$$

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

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

$D_{1,m}^{(k)}(d)$  – перша достовірність;

$D_{2,m}^{(k)}(d)$  – друга достовірність;

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

8) обчислюється за формулами (1) і (4) усереднене значення критерію  $\overline{E}[l]$ .

9) якщо  $\delta \leq \delta_H/2$ , то виконується пункт 2, інакше – пункт 10.

10)  $\overline{E}^*[l] := \max_{\{l\}} \overline{E}[l]$ ;

11)  $\delta^* := \arg \overline{E}^*[l]$ ;

12) для параметра  $\delta^*$  обчислюються за формулами (4) оптимальні нижні  $\{A_{HK,i}^*\}$  і верхні  $\{A_{BK,i}^*\}$  контрольні допуски на ознаки розпізнавання;

13) визначаються оптимальні радіуси контейнерів параметричних класів розпізнавання  $d_m^* = \arg E_m^*[\delta^*]$ , де  $E_m^*[\delta^*]$  – максимальне значення КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ , обчислене при оптимальному параметрі поля допусків  $\delta^*$ ;

14) ЗУПИН.

Одержані в процесі паралельної оптимізації параметри навчання використовуються як вхідні дані для алгоритму послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Алгоритм послідовної оптимізації поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання здійснювався за такою ітераційною процедурою

$$\{\delta_{K,i}^*\} = \arg \max_{\{G_{\delta_i}\}} \left\{ \max_{G_E} \left[ \max_{s=1}^S \max_{G_{d_1}} E_1^{(s)} \right] \right\}, i = \overline{1, N}, \quad (5)$$

де  $E_1^{(s)}$  – КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації базового класу  $X_1^o(\tau_r)$ , обчислений за формулою (4) на  $s$ -му прогоні послідовної процедури оптимізації;

$G_{\delta_i}$ ,  $G_E$ ,  $G_{d_1}$  – області допустимих значень поля контрольних допусків для  $i$ -ї ознаки, критерію оптимізації і кодової відстані  $d_1$  відповідно;

⊗ – символ операції повторення.

Таким чином, процес навчання СППР полягає в реалізації процедури пошуку глобального максимуму функції інформаційного критерію в робо-

чій області її визначення і ітераційного наближення цього максимуму до його граничного максимального значення, що забезпечує побудову безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил, які геометрично характеризуються відновленими в процесі навчання оптимальними контейнерами параметричних класів розпізнавання.

Алгоритм екзамену за ІЕІ-технологією базується на аналізі значень функції належності, яка обчислюється для кожної реалізації, що розпізнається, і має такий простий вигляд

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m^* \oplus x^{(j)})}{d_m^*}, \quad (6)$$

де  $d(x_m^* \oplus x^{(j)})$  – кодова відстань між еталонним вектором  $x_m^*$  і реалізацією класу, що розпізнається;

$d_m^*$  – оптимальний радіус контейнера класу  $X_m^o$ .

Алгоритм екзамену має такі вхідні дані:  $M$  – кількість класів, які СППР навчена розпізнавати;  $\{x_m^* | m = \overline{1, M}\}$  – масив еталонних двійкових векторів-реалізацій образу, які визначають центри відповідних оптимальних контейнерів класів розпізнавання, побудованих на етапі навчання;  $\{d_m^*\}$ ,  $\{\delta_{k,i}^* | i = \overline{1, N}\}$  – масиви оптимальних радіусів контейнерів і контрольних допусків відповідно, визначенні на етапі навчання;  $\{x^{(j)}\}$  – масив двійкових векторів-реалізацій образу, що розпізнається.

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму екзамену:

- 1) формування лічильника класів розпізнавання:  $m := m + 1$ ;
- 2) формування лічильника числа реалізацій, що розпізнаються:  $j := j + 1$ ;
- 3) обчислення кодової відстані  $d(x_m^* \oplus x^{(j)})$ ;
- 4) обчислення функції належності;
- 5) порівняння: якщо  $j \leq n$ , то виконується крок 2, інакше – крок 6;
- 6) порівняння: якщо  $m \leq M$ , то крок 1, інакше – крок 7;
- 7) визначення класу  $X_m^o$ , до якого належить реалізація образу, напри-

клад, за умови  $\bar{\mu}_m^* = \max_{\{m\}} \bar{\mu}_m$ , де  $\bar{\mu}_m = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mu_{m,j}$  – усереднене значення

функцій належності для реалізацій класу  $X_m^o$ , або видача повідомлення: “Клас не визначено”, якщо  $\bar{\mu}_m^* \leq c$ . Тут  $c$  – порогове значення.

Таким чином, алгоритми екзамену у рамках ІЕІ-технології є детермінованими і відрізняються відносно малою обчислювальною трудомісткістю, що дозволяє їх реалізовувати у реальному темпі часу.

### Апаратно-програмний інструментарій

На рис. 1 показано структуру інтелектуальної АСК вирощуванням монокристалів. До складу такої АСК входить інтелектуальна СППР, основним призначенням якої є ідентифікація поточного функціонального стану технологічного процесу і видача оператору рекомендації, щодо введення необхідної параметричної та сигнальної корекції з метою стабілізації керованого процесу.

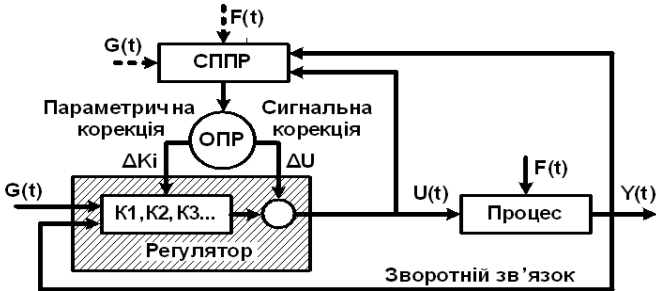


Рис. 1 – Інтелектуальна СППР в контурі АСК: ОПР – особа, що приймає рішення;  $G(t)$  – завдання на умови перебігу процесу, завдання на якість вихідного продукту;  $U(t)$  – керуючий вплив на виконавчі органи;  $Y(t)$  – вихідні керовані параметри, які відображають мету керування, і можливо, додаткові характеристики процесу;  $F(t)$  – внутрішні та зовнішні збурення (шум)

Програмне забезпечення СППР виконано на мові java у вигляді додаткових клієнтів технології ODBC та OPC паралельно робочій SCADA-системі (рис. 2). База даних архівної історії процесу надає дані для навчання СППР, а OPC-сервер надає дані для алгоритму екзамена, щоб здійснювати оцінки функціонального стану АСК в режимі реального часу. Для реалізації шаблону Data Access Object (DAO) при взаємодії з OPC-сервером використана бібліотека проекту Utgard (pure Java OPC library), що пропонує бібліотеку OPC, яка повністю написана на Java без залежностей від Java Native Interface (JNI) та інших бібліотек.

Для реалізації шаблону DAO при взаємодії з архівною базою даних через ODBC використовується JDBC прикладний програмний інтерфейс Java для виконання SQL-запитів.

Модульну структуру СППР, до складу якої входять модулі навчання, екзамени та формування векторів-реалізацій образу показано на рис. 3.

Графічний інтерфейс реалізовано з використанням технології SWING. Для зображення графіків та діаграм використовується бібліотека JFreeChart.

База знань створюється і зберігається у вигляді XML-документа, швидка обробка якого здійснюється засобами бібліотеки JDOM.

Модуль формування вибірок має додаткові функції аналізу накопичених в базі даних історії вирощувань для виконання первинного навчання чи перенавчання системи: інтерполяцію трендів, обчислення різниць першого та другого порядків, формування векторів реалізацій та їх групування в навчальні матриці. Крім цього цей модуль перевіряє сформовані вибірки на статистичну стійкість та однорідність.

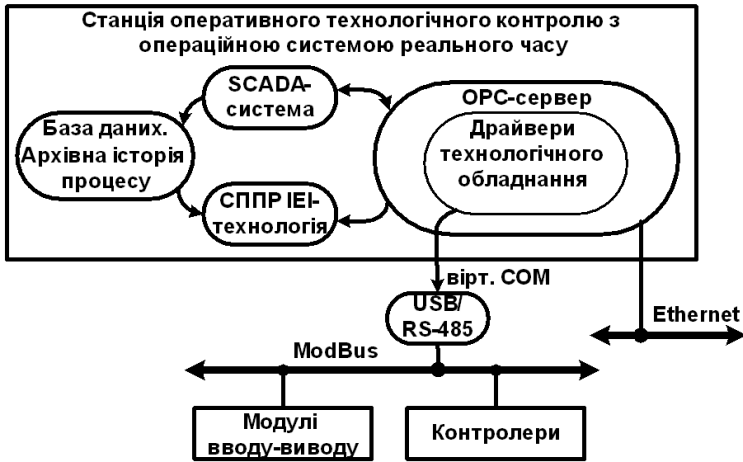


Рис. 2 – Програмні компоненти інтелектуальної АСК вирощуванням монокристалів

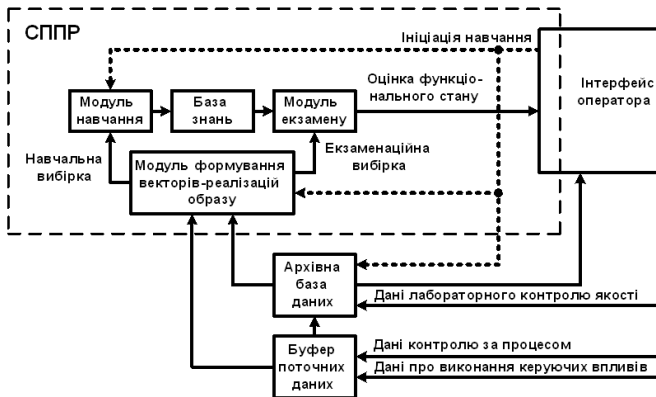


Рис. 3 – Структура інтелектуальної СППР

### Приклад класифікаційного керування вирощуванням монокристалів

З урахуванням нестаціонарності та інерційності об'єкту керування формування алфавіту параметричних класів розпізнавання і навчальної матриці здійснювалося на кожному часовому інтервалі, який дорівнював 40 хв. при загальній тривалості ТП більше 10 діб.

Проаналізувавши декілька аналогічних процесів вирощування за даними контролю якості на кожному часовому інтервалі було сформовано

апріорний алфавіт класів розпізнавання, що складався з трьох класів ( $M = 3$ ). При цьому базовий клас  $X_1^0$  відповідав функціональному стану АСК ТП, який забезпечував вихід продукту із заданими показниками якості. Інші класи характеризуються різними відхиленнями від заданих показників якості. При цьому використовувалися такі джерела оцінок якості:

- рентгенодефектоскопія – аналіз лауєграм для визначення дефектів та їх орієнтованості;
- архівна історія алармів (аварійних ситуацій);
- архівні дані та лабораторні виміри похибок діаметру монокристалів.

Структурована реалізація функціонального стану технологічного процесу складалася із значень таких 15 ознак розпізнавання:

- 1) температура бокового нагрівача;
- 2) рівень розплаву в тиглі;
- 3) споживана потужність донного нагрівача;
- 4) споживана потужність бокового нагрівача;
- 5) завдання на температуру донного нагрівача;
- 6) завдання на температуру бічного нагрівача;
- 7) помилка керування донним нагрівачем;
- 8) температура донного нагрівача;
- 9) помилка керування боковим нагрівачем;
- 10) вимірюваний діаметр;
- 11) помилка керування діаметром;
- 12) зміщення завдання для донного регулятора (температура);
- 13) бінарний сигнал – прапорець ввімкнення підживлення;
- 14) температура охолоджуючої рідини на вході;
- 15) температура охолоджуючої рідини, що проходить через кристалотримач.

Крім того, як вторинні ознаки використано 10 різниць першого та другого порядків над послідовностями найбільш динамічних трендів, тобто обсяг навчальних вибірок для всіх ознак розпізнавання дорівнював  $n = 35$ .

Навчання СППР здійснювалося на інтервалах аналізу інформації, на які поділено тривалість одного технологічного циклу вирощування. Для цього використовуються архівні тренди багатьох аналогічних вирощувань, за допомогою яких для кожного інтервалу аналізу даних формуються навчальні вибірки, що відображають різні функціональні стани технологічного процесу. У прикладі розглянемо оптимізацію параметрів СППР на часовому інтервалі від моменту досягнення довжини кристалу 15 см. При цьому на етапі навчання за трендами архівної історії технологічного процесу було виконано інтерполяцію з приведенням до синхронного періоду дискретизації та масштабування виду  $y^* = y \cdot k + d$ , де  $k$  – коефіцієнт масштабування, а  $d$  – зсув. Для досягнення репрезентативності вибірки її обсяг дорівнював  $n = 100$ .

На базі вхідного математичного опису СППР, сформованого шляхом аналізу історії ТП вирощування МК, було спочатку реалізовано алгоритм



навчання СППР з послідовною оптимізацією контрольних допусків. На рис. 4 приведено графік залежності усередненого за формулами (1) і (4) ентропійного КФЕ від кількості ітерацій при послідовній оптимізації, де заштриховано робочі області визначення функції (4), в яких виконуються нерівності  $D_{1,m} > 0,5$ ,  $D_{2,m} > 0,5$  і  $d_m^* < d(x_m \oplus x_c)$ . Остання нерівність вимагає виконання умови, щоб оптимальний радіус контейнера класу  $X_n^o(\tau_r)$  був меншим за його міжцентрову відстань з найближчим класом.

На рис. 4 (і далі) світлими ділянками на графіку позначено робочі (допустимі) області визначення функції (4).

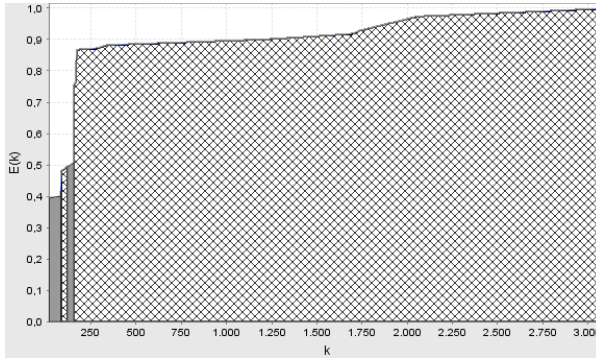


Рис. 4 – Графік залежності усередненого КФЕ від кількості ітерацій при послідовній оптимізації

Аналіз рис. 4 показує, що на знаходження оптимальних контрольних допусків за послідовним алгоритмом було витрачено 3200 ітерацій.

З метою підвищення оперативності алгоритму оптимізації контрольних допусків як вхідні дані алгоритму послідовної оптимізації було використано квазіоптимальні контрольні допуски, одержані на етапі паралельної оптимізації.

На рис. 5 показано графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання ентропійного КФЕ від поля контрольних допусків  $\delta$  (delta).

Аналіз рис. 5 показує, що квазіоптимальне значення параметра поля допусків дорівнює  $\delta^* = 5$  (у відносних одиницях) при максимальному значенні КФЕ  $\bar{E}^* = 0,95$ .

На рис. 6 показано графік залежності усередненого ентропійного КФЕ від кількості ітерацій при паралельно-послідовній оптимізації.

Аналіз рис. 6 показує, що за алгоритмом паралельно-послідовної оптимізації КФЕ досягає свого максимального граничного значення  $\bar{E}^* = 1,00$ , що свідчить про побудову безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил. При цьому було реалізовано всього 1300 ітерацій, що більше ніж в два рази менше ніж за алгоритмом послідовної оптимізації.

На рис. 7–9 показано графіки залежності ентропійного КФЕ від радіусів контейнерів відповідних класів розпізнавання, одержані за

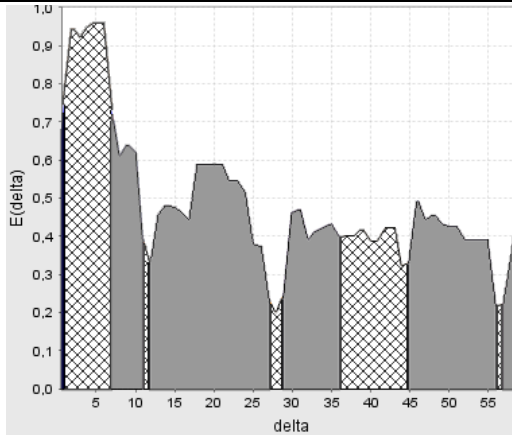


Рис. 5 – Графік залежності ентропійного КФЕ від параметра поля допусків

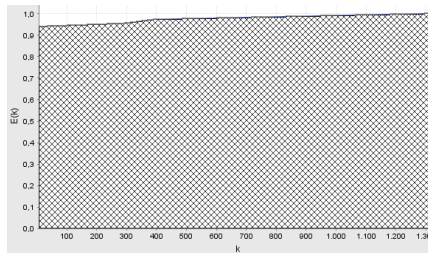


Рис. 6 – Графік залежності КФЕ від кількості ітерацій оптимізації

послідовно-паралельним алгоритмом оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

Аналіз рис. 7–9 показує, що в результаті паралельно-послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання побудовано безпомилковий за навчальною багатовимірною матрицею класифікатор. При цьому оптимальні радіуси контейнерів відповідно дорівнюють  $d_1^* = 6$ ,  $d_2^* = 6$  і  $d_3^* = 8$ .

### Висновки

1. У рамках ІЕІ-технології розроблено інформаційне, алгоритмічне та програмне забезпечення інтелектуальної СППР для керування вирощуванням монокристалів, яке дозволяє надати АСКТП властивість адаптивності за рахунок достовірного розпізнавання поточного функціонального стану технологічного процесу вирощування монокристалів.

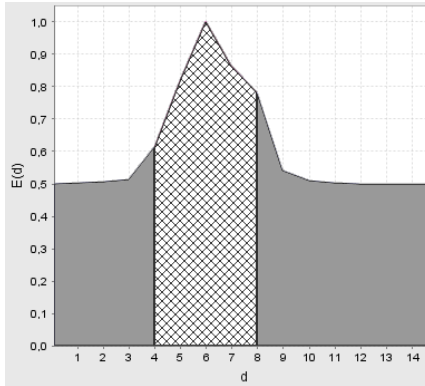


Рис. 7 – Графік залежності КФЕ від радіуса контейнера класу  $X_1^o(\tau_r)$

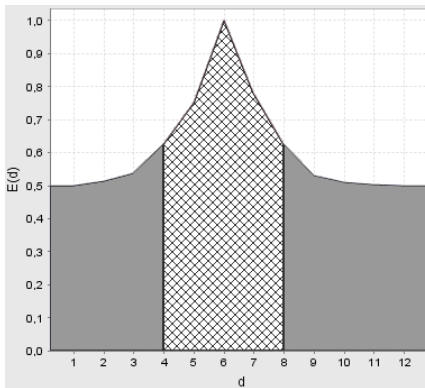


Рис. 8 – Графік залежності КФЕ від радіуса контейнера класу  $X_2^o(\tau_r)$

2. Поєднання паралельного та послідовного алгоритму в оптимізації дозволяє підвищити оперативність навчання та забезпечити наближену до асимптотичної достовірність прийняття рішень на етапі екзамену.

3. За результатами фізичного моделювання в рамках ІЕІ-технології побудовано безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила, які забезпечують при функціонуванні СППР в режимі екзамену наближену до одиниці повну ймовірність прийняття правильних керуючих рішень.

### Література

1. Суздаль В.С. Сцинтилляционные монокристаллы: автоматизированное выращивание / В.С.Суздаль., П.Е. Стадник, Л.И. Герасимчук, Ю.М.Епифанов.–Харьков “ИСМА”, 2009.–260 с.

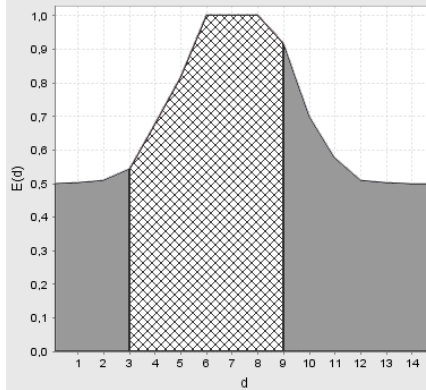


Рис. 9 – Графік залежності КФЕ від радіуса контейнера класу  $X_3^o(\tau_r)$

2. Ладанюк А.П. Автоматизація технологічних процесів і виробництв харчової промисловості: Підручник / А.П. Ладанюк, В.Г. Трегуб, І.В. Ельперін, В.Д. Цюцюра.– Київ: Аграрна освіта, 2001.–224 с.
3. Краснопоясовський А. С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань / А.С. Краснопоясовський,– Суми: Видавництво СумДУ, 2004. 261 с.
4. Довбиш А.С. Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник / А.С. Довбиш.– Суми: Видавництво Сум ДУ, 2009.– 171 с.
5. Краснопоясовський А.С. Класифікаційний аналіз даних: Навчальний посібник / А.С. Краснопоясовський.- Суми: Видавництво СумДУ, 2002.- 159 с.
6. 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.– 1.– 39 с.

Отримано 21.11.2011 р.