

## ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНИЙ УНІМОДАЛЬНИЙ КЛАСИФІКАТОР З ПАРАЛЕЛЬНО-ПОСЛІДОВНОЮ ОПТИМІЗАЦІЄЮ КОНТРОЛЬНИХ ДОПУСКІВ НА ОЗНАКИ РОЗПІЗНАВАННЯ

Пропонується інформаційно-екстремальний алгоритм оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання для унімодалного класифікатора, який характеризується єдиним центром розсіювання векторів-реалізацій образів. При цьому одержані за процедурою паралельної оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски використовуються як стартові для послідовної процедури. Як приклад розглядається реалізація унімодалної системи підтримки прийняття рішень для керування технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів.

### Вступ

Один із прогресивних способів підвищення функціональної ефективності АСК вирощуванням великогабаритних сцинтиляційних монокристалів (СМК) полягає в наданні їй властивості адаптивності на основі машинного навчання та розпізнавання образів [1]. Перспективною розробкою в галузі аналізу і синтезу здатних навчатися АСК є інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія (ІЕІ-технологія) [2]. Основна ідея ІЕІ-технології полягає в оптимізації в процесі навчання структурованих просторово-часових параметрів функціонування системи шляхом трансформації апріорного нечіткого розбиття простору ознак розпізнавання у чітке розбиття відношення еквівалентності класів. При цьому оптимізація параметрів функціонування здійснюється за ієрархічною ітераційною процедурою шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного критерію функціональної ефективності навчання в робочій області визначення його функції. У праці [3] розглядалася оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання в процесі навчання мультимодального класифікатора 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 паралельно-послідовної оптимізації системи контрольних допусків (СКД) на ознаки розпізнавання в процесі навчання унімодалної системи підтримки прийняття рішень (СППР), яка є складовою частиною системи керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів.

### 1. Постановка задачі

Розглянемо АСК вирощуванням монокристалів, складовою частиною якої є здатна навчатися СППР. Нехай за інтервал часу  $\tau_r$ ,  $r = 1, R$ , де  $R$  – кількість інтервалів спостереження технологічного процесу, сформовано впорядкований алфавіт параметричних класів розпізнавання  $\{X_m^o(\tau_r) | m = 1, M\}$ , що характеризують функціональні стани технологічного процесу, непрямим показником якості якого є діаметр монокристала, що вирощується, («Норма», «Менше норми» і «Більше норми») на інтервалі  $\tau_r$ , і відповідну навчальну багатовимірну (векторну) матрицю типу «об'єкт-властивість»  $\|y_{m,i}^j(\tau_r) | i = 1, N, j = 1, n\|$ , де  $N, n$  – кількість ознак розпізнавання і векторів-реалізацій образу відповідно. Відомий структурований вектор параметрів функціонування СППР  $g = \langle d_m, \delta \rangle$ , де  $d_m$  – радіус контейнера класу  $X_m^o(\tau_r)$ , що відновлюється в радіальному базисі дискретного простору ознак розпізнавання відносно центру розсіювання, який визначається вершиною еталонного вектора  $x_m$ ;  $\delta$  – параметр поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому задано такі обмеження: вершина вектора  $x_m$ , що визначає геометричний центр розсіювання векторів-реалізацій всіх класів у бінарному просторі  $\Omega_B$  ознак розпізнавання і має

одиночні координати;  $d_m > d_{m-1}$ . При цьому радіус класу  $X_M^0$  дорівнює  $d_M = N$  і  $\delta \in [0; \delta_H / 2]$ , де  $\delta_H$  – нормоване поле допусків, що визначає область значень параметра  $\delta$ .

Необхідно в процесі навчання СППР визначити оптимальні значення координат вектора  $g$ , що забезпечують на кожному інтервалі аналізу даних  $\tau_r$  максимальне значення усередненого за алфавітом класів розпізнавання 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  $\{X_m^0(\tau_r) \mid m = 1, M\}$  і таким чином дефазіфікувати функціональний стан системи керування і, при необхідності, внести коригуючі команди для стабілізації діаметра монокристала.

## 2. Алгоритми навчання та екзамену унімодального класифікатора

Алгоритм навчання унімодальної СППР з оптимізацією СКД на ознаки розпізнавання, як і для мультимодальної [2,3], полягає у реалізації структурованої двоциклічної ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ (1) в робочій області визначення його функції. Для інформаційно-екстремального алгоритму паралельної оптимізації СКД, при якому параметр поля контрольних допусків  $\delta_K$  змінюється одночасно для всіх ознак розпізнавання, така процедура має вигляд:

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

де  $G_\delta$  – 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 [2], основними задачами якого є обчислення інформаційного КФЕ навчання СППР; пошук глобального максимуму КФЕ в робочій (допустимій) області визначення його функції; 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.

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.

Розглянемо у рамках ІЕІ-технології алгоритм навчання унімодальної СППР на етапі паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання (2). Вхідні дані: масив реалізацій класів розпізнавання  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid m = 1, M; i = 1, N; j = 1, n\}$ ; система нормованих допусків  $\{\delta_{H,i} \mid i = 1, N\}$ , 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 і-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  $\delta$  (кроків навчання):  $l:=0$ ;
- 2)  $\delta : l:=l+1$ ;
- 3) на кожному кроці навчання за формулами (3) обчислюються нижній  $A_{HK,i}[l]$  і верхній  $A_{BK,i}[l]$  контрольні допуски для всіх ознак розпізнавання;
- 4) реалізується базовий алгоритм навчання і визначається поточний глобальний максимум усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію  $\bar{E}[l]$  в робочій області визначення його функції;
- 5) якщо в робочій області визначення функції інформаційного критерію має місце  $\bar{E}[l] \leq \text{extr max } \bar{E}$ , 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 6;
- 7)  $\text{extr max } \bar{E} := \max_{\{l\}} \bar{E}^*[l]$ ,  $\delta^* := \arg \text{extr max } \bar{E}$ ;
- 8) для параметра  $\delta^*$  обчислюються оптимальні нижні  $\{A_{HK,i}^*\}$  і верхні  $\{A_{BK,i}^*\}$  контрольні допуски на ознаки розпізнавання;
- 9) ЗУПИН.

Одержані в процесі паралельної оптимізації квазіоптимальні допуски використовуються як стартові для алгоритму послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

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

$$\{\delta_{K,i}^*\} = \arg \{ \max_{G_{\delta_i}} \{ \max_{G_E} [ \otimes \max_{s=1}^S \bar{E}^{(s)} ] \} \}, i = \overline{1, N}, \quad (4)$$

де  $\bar{E}^{(s)}$  – усереднений за алфавітом класів КФЕ навчання СППР на  $s$ -му прогоні послідовної 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.

Як КФЕ навчання СППР використано модифіковану інформаційну міру Кульбака [2,4], 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:

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

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

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

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

де  $d_{m-1}$  – визначений в процесі навчання оптимальний радіус контейнера внутрішнього класу (вкладеного), 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  $X_m^0$ .

Нормовану модифікацію критерію (5) подамо у вигляді

$$E_m^{*(k)} = \frac{E_m^{(k)}}{E_{\max}}, \quad (6)$$

тут  $E_{\max}$  – значення критерію (5) при  $D_{l,m}^{(k)} = 1$  і  $\beta_m^{(k)} = 0$ .

Наведений вище алгоритм навчання системи може не забезпечити досягнення граничного максимум інформаційного критерію (1), що згідно з принципом відкладених рішень [5] з метою побудови безпомилкового за навчальною матрицею класифікатора потребує оптимізації інших параметрів навчання, наприклад словника ознак розпізнавання.

Алгоритм екзамену за ІЕІ-технологією базується на аналізі значень функції належності, наприклад, до класу  $X_m^0$ , яка обчислюється для кожної реалізації, що розпізнається, і для унімодального класифікатора має простий вигляд:

$$\mu_{m,j} = \begin{cases} 1, & \text{if } d_{m-1}^* < d[x_1 \oplus x^{(j)}] < d_m^*; \\ 0, & \text{if else,} \end{cases} \quad (7)$$

де  $d(x_1 \oplus x^{(j)})$  – кодова відстань між еталонним вектором  $x_1$  і реалізацією класу, що розпізнається;  $d_{m-1}^*, d_m^*$  – оптимальні радіуси контейнерів класу  $X_{m-1}^0, X_m^0$  відповідно.

Алгоритм екзамену має такі вхідні дані:  $M$  – кількість класів, які СППР навчена розпізнавати;  $\{d_m^*\}$  – масиви оптимальних радіусів контейнерів та  $\{\delta_{k,i}^* \mid i = \overline{1, N}\}$  – масив контрольних допусків, визначені 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  $d(x_1 \oplus x^{(j)})$ ;
- 4) обчислення функції належності (7);
- 5) порівняння: якщо  $j \leq n$ , то виконується крок 2, інакше – крок 6;
- 6) порівняння: якщо  $m \leq M$ , то виконується крок 1, інакше – крок 7;
- 7) визначення класу  $X_m^0$ , до якого належить реалізація образу, наприклад, за умови

$\mu_m^* = \max_{\{m\}} \bar{\mu}_m$ , де  $\bar{\mu}_m = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \mu_{m,j}$  – усереднене значення функцій належності для реалізацій класу  $X_m^0$ , 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.

### 3. Приклад реалізації алгоритму навчання унімодальної СППР

Розглянемо результати реалізації запропонованого алгоритму на прикладі навчання СППР для керування вирощуванням монокристалів на установці типу «РОСТ» [6,7] за методом Чохральського в НТК «Інститут монокристалів» (м. Харків). Тривалість часового інтерва-

лу дорівнювала п'яти годинам від початку вирощування. За архівною історією декількох вирощувань та даними кінцевого лабораторного контролю якості оптичних характеристик та діаметра монокристалів вздовж вирощеної булі для даного інтервалу було сформовано вхідну апріорно класифіковану навчальну матрицю для трьох класів, що характеризували якість монокристалів за трьохальтернативною системою оцінок: «Норма», «Менше норми» і «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 другого порядків над динамічними трендами первинних ознак розпізнавання. Як базовий було обрано клас  $X_1^0$ , що характеризував стан діаметра монокристалів «Більше норми». Клас  $X_2^0$  «Норма» характеризував незначні відхилення діаметра монокристалів від заданого і клас  $X_3^0$  – «Менше норми».

На рис. 1 показано графік залежності нормованого критерію Кульбака (6) від параметра поля контрольних допусків  $\delta$  (*delta*), одержаний в процесі навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. На графіку штрихована ділянка позначає робочу область визначення функції інформаційного критерію, в якій одночасно виконуються умови:  $D_{1,m} > 0,5$ ,  $D_{2,m} > 0,5$ , і  $d_m > d_{m-1}$ .

Аналіз рис. 1 показує, що оптимальний параметр поля контрольних допусків дорівнює  $\delta^* = \pm 1$  (у відносних одиницях) при значенні максимуму усередненого критерію  $\bar{E}^* = 0,1$ .

Таким чином, відновлений в процесі навчання класифікатор не є безпомилковим за навчальною матрицею і для підвищення його функціональної ефективності було реалізовано алгоритм послідовної оптимізації СКД на ознаки розпізнавання (4). При цьому одержані в процесі паралельної оптимізації квазіоптимальні контрольні допуски в алгоритмі послідовної оптимізації приймаються як стартові, що дозволяє суттєво підвищити оперативність навчання СППР через те, що оптимізація параметрів плану навчання здійснюється тільки в робочій області визначення функції інформаційного КФЕ (6).

Динаміку зміни значення максимуму усередненого критерію  $\bar{E}^*$  при оптимізації СКД за послідовним алгоритмом показано на рис. 2.

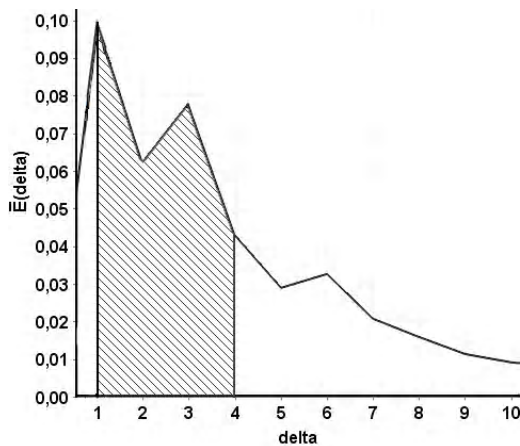


Рис. 1. Графік залежності критерію Кульбака від параметра поля контрольних допусків

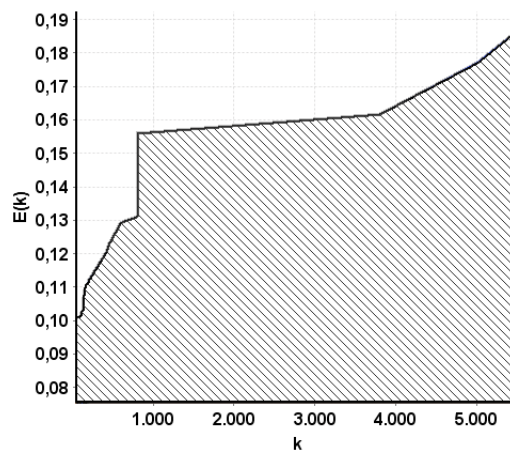


Рис. 2. Графік зміни максимального усередненого значення КФЕ при оптимізації СКД за послідовним алгоритмом

Оскільки метою навчання СППР є відновлення в просторі ознак оптимальних контейнерів класів розпізнавання, то на рис. 3 і 4 наведено графіки залежності нормованого КФЕ (6) від радіусів контейнерів класів  $X_1^0$  і  $X_2^0$ .

Аналіз рис. 3 показує, що оптимальний радіус контейнера класу  $X_1^0$  дорівнює  $d_1^* = 28$  кодових одиниць при максимальному значенні КФЕ  $E_1^* = 0,208$ .

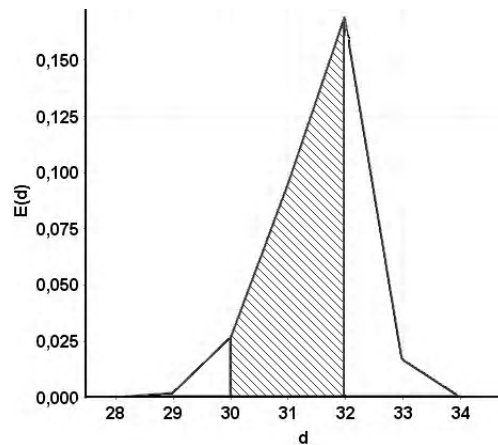
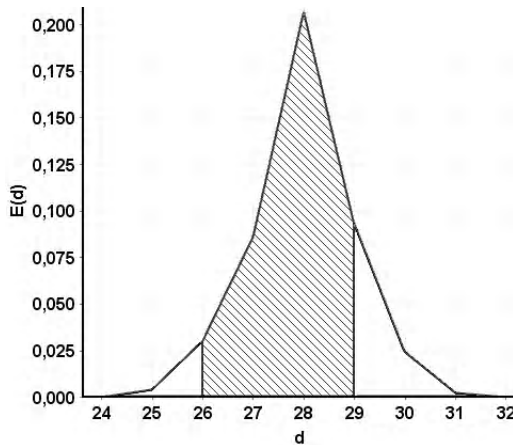


Рис. 3. Графік залежності критерію Кульбака від радіуса контейнера класу  $X_1^0$

Рис. 4. Графік залежності критерію Кульбака від радіуса контейнера класу  $X_2^0$

Аналіз рис. 4 показує, що для класу  $X_2^0$  оптимальний радіус його контейнера дорівнює  $d_2^* = 32$  кодових одиниць при максимальному значенні КФЕ  $E_2^* = 0,170$ .

Таким чином, порівняльний аналіз рис. 1 і 2 показує, що паралельно-последовна оптимізація контрольних допусків дозволила майже вдвічі підвищити функціональну ефективність навчання СППР.

### Висновки

1. У рамках ІЕІ-технології розроблено інформаційне, алгоритмічне та програмне забезпечення унімодалного класифікатора для оцінки діаметра монокристалів за трьохальтернативною системою оцінок: «Норма», «Менше норми» і «Більше норми», яке дозволяє надати АСК властивість адаптивності через навчання СППР за рахунок збільшення частоти та точності оцінок в процесі вирішування.

2. Поєднання паралельного та послідовного алгоритму в оптимізації дозволяє підвищити достовірність прийняття рішень на етапі екзамену, проте для побудови безпомилкового за навчальною матрицею класифікатора згідно з принципом відкладених рішень необхідна оптимізація інших параметрів навчання, наприклад словника ознак розпізнавання.

3. Основна відмінність унімодалного класифікатора від мультимодального полягає у відновленні в процесі навчання контейнерів класів розпізнавання з єдиним геометричним центром, що у більшій мірі відповідає реальному розподілу векторів-реалізацій впорядкованих класів розпізнавання у бінарному просторі ознак.

**Список літератури:** 1. 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. 2. Довбиш А.С. Основы проектирования интеллектуальных систем: Навчальний посібник / А.С. Довбиш. Суми: Видавництво Сум ДУ, 2009. 171 с. 3. Довбиш А.С. Интеллектуальная система поддержки принятия решений для управления выращиванием монокристалов / А.С. Довбиш, В.С. Суздаль, В.В. Москаленко // Вісник СумДУ. Серія технічні науки. 2011. №2. С. 39-47. 4. Кульбак С. Теория информации и статистика: Пер. с англ. / С. Кульбак. М.: Наука, 1967. 408 с. 5. Ивахненко А.Г. О принципах построения обучающихся систем управления сложными процессами / А.Г. Ивахненко. М.: Наука. 1970. 252 с. 6. Горилецкий В.И. Рост кристаллов / В.И. Горилецкий, Б.В. Гринёв, Б.Г. Заславский, Н.Н. Смирнов, В.С. Суздаль. Харьков: Акта, 2002. 536 с. 7. Суздаль В.С. Сцинтилляционные монокристаллы: автоматизированное выращивание / В.С. Суздаль, П.Е. Стадник, Л.И. Герасимчук, Ю.М. Епифанов. Харьков: «ИСМА», 2009. 260 с.

Надійшла до редколегії 02.09.2011

**Москаленко В'ячеслав Васильович**, аспірант каф. комп'ютерних наук СумДУ. Наукові інтереси: інтелектуальні системи автоматизованого керування. Адреса: Україна, 40007, Суми, вул. Римського-Корсакова, 2, e-mail: systemscoders@gmail.com.

**Шелехов Ігор Володимирович**, канд. техн. наук, ст. викладач каф. комп'ютерних наук СумДУ. Наукові інтереси: аналіз і синтез інтелектуальних адаптивних СППР, що навчаються. Адреса: Україна, 40007, Суми, вул. Римського-Корсакова, 2, e-mail: igor-i@ukr.net.

**Соболев Олександр Вікторович**, канд. техн. наук, науковий співробітник НТК "Інститут монокристалів". Наукові інтереси: системи багатовимірною робастного керування. Адреса: Україна, 61178, Харків, пр. Леніна, 60, e-mail: sobolev@isma.kharkov.ua.