

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ ДЛЯ КЕРУВАННЯ ВИРОЩУВАННЯМ МОНОКРИСТАЛІВ

А.С. Довбиш, д-р техн. наук, професор;

В.С. Суздаль, д-р техн. наук;*

В.В. Москаленко, студент,

Сумський державний університет, м. Суми;

**НТК «Інститут монокристалів» НАН України, м. Харків*

Розглядається метод керування технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів у рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології, що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи підтримки прийняття рішень у режимі її навчання.

Ключові слова: монокристал, система підтримки прийняття рішень, оптимізація, навчання, інформаційний критерій, клас розпізнавання.

Рассматривается метод управления технологическим процессом выращивания сцинтилляционных монокристаллов в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии, основанной на максимизации информационной способности системы поддержки принятия решений в режиме её обучения.

Ключевые слова: монокристалл, система поддержки принятия решений, оптимизация, обучение, информационный критерий, класс распознавания.

ВСТУП

Підвищення функціональної ефективності комп'ютеризованих систем керування технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів обумовлено необхідністю забезпечення високих вимог до їх оптичних характеристик [1,2]. Оскільки вирощування монокристалів з використанням традиційних засобів автоматизації виявляється малоефективним через апіорну невизначеність, то актуальною задачею є надання системі керування вирощуванням монокристалів властивості адаптивності. Одним із перспективних напрямів аналізу і синтезу адаптивних систем керування на базі машинного навчання та розпізнавання образів є використання ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія), що ґрунтується на максимізації кількості інформації в процесі навчання системи шляхом введення додаткових інформаційних обмежень [3-5].

У статті у рамках ІЕІ-технології розглядаються питання оптимізації параметрів функціонування здатної навчатися СППР, яка є складовою частиною системи керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

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 τ_r , і відповідну навчальну багатовимірну

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; δ – 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 центру класу X_m^o від центру найближчого сусіднього класу $X_c(\tau_r)$ і $\delta \in [0; \delta_H / 2]$, де δ_H – нормоване поле допусків, що визначає область значень параметра δ .

У процесі навчання СППР необхідно визначити оптимальні значення координат вектора g , що забезпечують максимальне значення усередненого за алфавітом 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 (відновлення контейнерів класів розпізнавання).

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 за необхідності стабілізувати технологічний процес.

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ

Вхідний математичний опис подамо у вигляді теоретико-множинної структури

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, Y; P, \Phi \rangle, \quad (2)$$

де G – простір вхідних сигналів (факторів), які діють на СППР; T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих станів СППР; Y – вибіркова множина; $P: G \times T \times \Omega \rightarrow Z$ – оператор переходів, що відбиває механізм зміни функціональних станів СППР; $\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування вибіркової множини Y на вході СППР.

З урахуванням виразу (2) категорійну модель СППР подамо у вигляді узагальненої діаграми відображення множин, що застосовуються в режимі навчання (рис. 1).

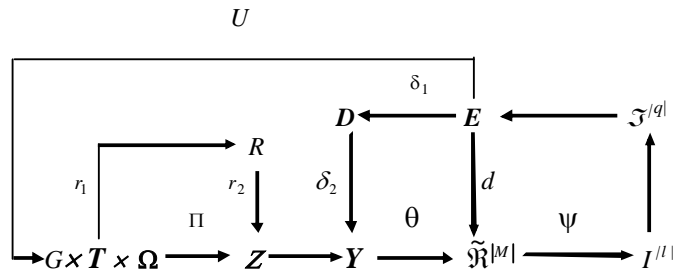


Рисунок 1– Категорійна модель навчання СППР

На рис.1 показано оператор θ побудови у загальному випадку нечіткого розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ простору ознак на M класів розпізнавання і оператор класифікації $\psi: \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$, який перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізації $\{x_{m,i}^{(j)}(\tau_r) | i = \overline{1, n}\}$ нечіткому класу $X_m^o(\tau_r)$. Тут l – кількість статистичних гіпотез. Оператор $\gamma: I^{|l|} \rightarrow \mathfrak{S}^{|q|}$ шляхом оцінки статистичних гіпотез формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{S}^{|q|}$, де $q=l^2$ – кількість точнісних характеристик. Оператор $\varphi: \mathfrak{S}^{|q|} \rightarrow E$ обчислює множину значень інформаційного КФЕ, який є функціоналом точнісних характеристик. Контур оптимізації геометричних параметрів розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ замикається оператором $d: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$. Оператори δ_1 і δ_2 замикають контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання через терм-множину D – впорядкована система контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Перехід до навчальної матриці наступного часового інтервалу здійснюється за допомогою впорядкованої терм-множини R , яка визначає довжину інтервалу часу.

АЛГОРИТМ НАВЧАННЯ СППР

Згідно з діаграмою (рис. 1) алгоритм навчання СППР у рамках ІЕІ-технології подамо як двоциклічну ітераційну процедуру пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ (1) в робочій (допустимій) області визначення його функції

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap G_d} \bar{E} \} >, \quad (3)$$

де G_δ – допустима область значень параметра поля допусків δ ; 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 розпізнавання будемо здійснювати за паралельним алгоритмом, що забезпечує високу

оперативність та прийнятну точність обчислення КФЕ. Вхідною інформацією для алгоритму навчання є дійсний у загальному випадку масив реалізацій образу $\{y_m^j(\tau_r) | m = \overline{1, M}, j = \overline{1, n}\}$, отриманих в процесі моніторингу технологічного процесу вирощування монокристалу на інтервалі часу $\tau_r, r = \overline{1, R}$, і рівень селекції (квантування) $\{\rho_m\}$ координат еталонних векторів класів розпізнавання, який за замовчуванням дорівнює $\rho = 0,5$ для всіх класів розпізнавання.

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: $l:=0$;
- 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

$$A_{KH,i}[l] = y_{1,i} - \delta[l]; \quad A_{KB,i}[l] = y_{1,i} + \delta[l], \quad (4)$$

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

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

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

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

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

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

- 6) для множини векторів $\{x_m\}$ формується структурована множина елементів попарного 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 рівномірних гіпотез можна застосувати модифікацію ентропійного КФЕ (за Шенноном) [4]

$$E_m^{(k)} = 1 + \frac{1}{2} \left(\frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} + \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{1,m}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \right), \quad (5)$$

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 (5) значення критерію $\bar{E}[l]$;

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

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

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

12) для параметра δ^* за формулами (4) обчислюються 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 $X_m^o(\tau_r)$, обчислене при оптимальному параметрі поля допусків δ^* , і ЗУПИН.

Таким чином, процес навчання СППР полягає в реалізації процедури пошуку глобального максимуму функції інформаційного критерію в робочій області її визначення й ітераційного наближення цього максимуму до його граничного максимального значення з метою побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил, які геометрично характеризуються відновленими в процесі навчання оптимальними контейнерами параметричних класів розпізнавання.

ПРИКЛАД КЛАСИФІКАЦІЙНОГО КЕРУВАННЯ ВИРОЩУВАННЯМ МОНОКРИСТАЛА

Навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання було реалізовано за алгоритмом (3) на базі вхідного математичного опису СППР, сформованого шляхом аналізу ретроспективних даних ТП вирощування МКС на установці «РОСТ», отриманих в НТК «Інститут монокристалів» (м. Харків, Україна). Урахування нестационарності та інерційності ОК формування алфавіту параметричних класів розпізнавання і навчальної матриці здійснювалося

на кожному часовому інтервалі, який дорівнював 40 хвилинам при загальній тривалості технологічного процесу більше 10 діб.

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) задання на температуру донного нагрівача;
- 6) задання 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 задання для донного регулятора (температура);
- 13) бінарний сигнал – прапорець включення підживлення;
- 14) температура охолоджувальної рідини на вході;
- 15) температура охолоджувальної рідини, що проходить через кристалотримач.

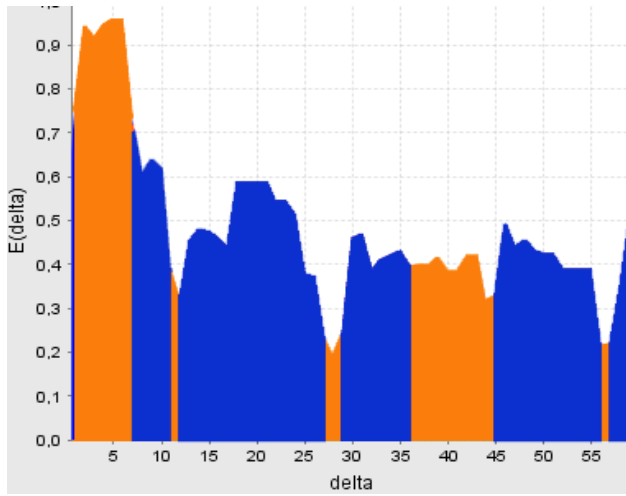
Крім того, як вторинні ознаки було використано 10 різниць першого та другого порядків над послідовностями найбільш динамічних трендів, тобто обсяг векторів розпізнавання для всіх ознак дорівнював $N = 35$.

Навчання СППР здійснювалося на часовому інтервалі у момент досягнення довжини кристала 15 см. Для цього використано архівні тренди вироощувань, які на даному інтервалі відображали три функціональні стани технологічного процесу: бажаний стан (норма) – клас

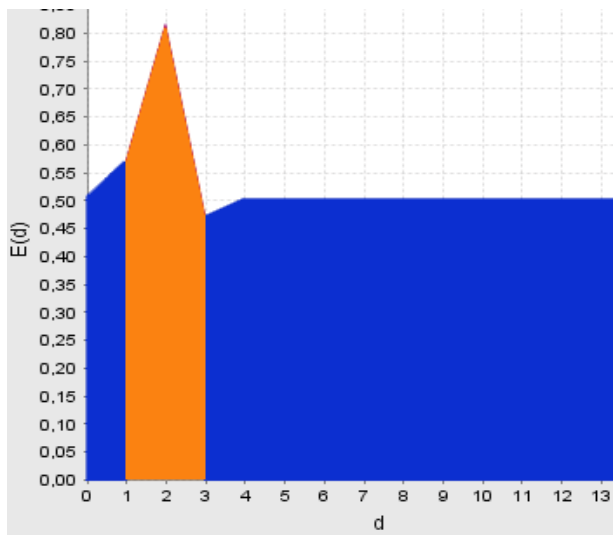
$X_1^0(\tau_r)$ і два інші – відхилення від технологічного режиму. При цьому було виконано інтерполяцію трендів, приведення до синхронного постійного періоду дискретизації (одна хвилина) та масштабування виду $y^* = y \cdot k + \tau$, де k – коефіцієнт масштабування; τ – зсув. Обсяг навчальної вибірки для кожної ознаки дорівнював $n = 100$, що забезпечило її репрезентативність [3].

На рис. 2 показано графік залежності усередненого КФЕ (5) від параметра поля допусків δ (delta), одержаний у процесі паралельної оптимізації СКД на ознаки розпізнавання. При цьому при визначенні оптимальних симетричних контрольних допусків на кожній ітерації циклу збільшували значення параметра на $1/200$ від математичного очікування значень ознак векторів-реалізацій класу $X_1^0(\tau_r)$.

На рис. 2 світлими ділянками позначено робочі області визначення функції (5), в яких виконуються нерівності $D_{1,m} > 0,5$, $D_{2,m} > 0,5$ (тобто відповідно $\alpha_m \leq 0,5$ і $\beta_m \leq 0,5$) і $d_m^* < d(x_m \oplus x_c)$. Остання нерівність вимагає виконання умови, щоб оптимальний радіус контейнера класу $X_m^0(\tau_r)$ був меншим за його міжцентрову відстань з найближчим сусідом – класом X_c^0 . Аналіз рис. 2 показує, що квазіоптимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює $\delta^* = \pm 5$ відносних одиниць поля допусків при $\bar{E}^* = 0,95$. На рис. 3 – 5 показано графіки залежності ентропійного критерію (5) від радіусів контейнерів відповідних параметричних класів розпізнавання.

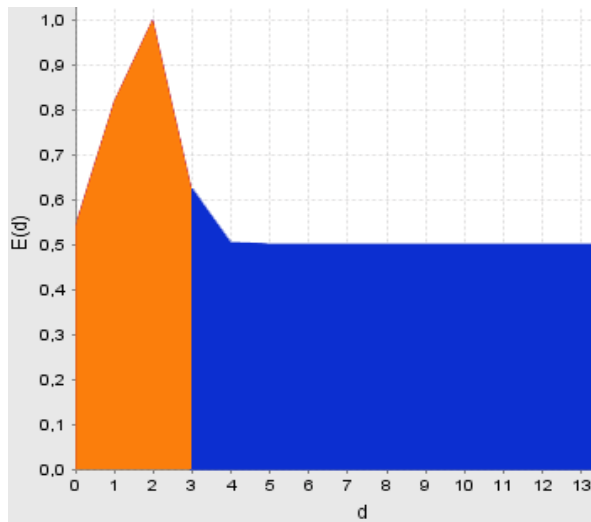


2 -



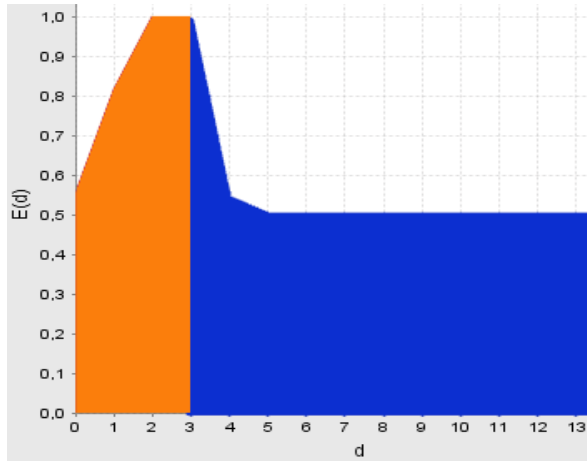
$X_1^o(\tau_r)$

3 -



$X_2^o(\tau_r)$

4 -

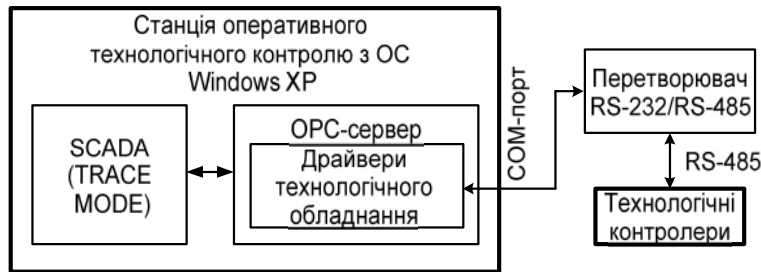


5 –

$$X_3^0(\tau_r)$$

Аналіз рис. 3 - 5 показує, що оптимальні радіуси контейнерів дорівнюють $d_1^* = 2$, $d_2^* = 2$ і $d_3^* = 3$ (тут і далі у кодових одиницях), а міжцентрові відстані між парами найближчих класів – $d(x_1 \oplus x_2) = 4$, $d(x_2 \oplus x_1) = 4$ і $d(x_3 \oplus x_2) = 4$ відповідно.

Для оперативного контролю функціонального стану технологічного процесу використано SCADA-систему TRACE MODE (рис. 6). При цьому контур керування знаходиться безпосередньо на контролері керування розміром діаметра монокристалу.



6 – SCADA TRACE MODE

Система TRACE MODE надає зручний інтерфейс перегляду трендів реального часу, що відображають перебіг технологічного процесу. Ця система одночасно виконує архівацію історії росту монокристалу в базу даних.

Таким чином, незважаючи на те, що побудовані вирішальні правила не є безпомилковими за навчальною матрицею, оскільки значення КФЕ не досягає свого максимального граничного ($\bar{E}^* = 1$), вони дозволяють розпізнавати функціональні стани технологічного процесу вирощування монокристалів з повною ймовірністю прийняття правильних рішень $P_i = 0,96$, що є досить високим результатом.

ВИСНОВКИ

1. У рамках ІЕІ-технології розроблено інформаційне, алгоритмічне та програмне забезпечення інтелектуальної СППР для керування вирощуванням монокристалів, яке дозволило надати АСКТП властивість

адаптивності та високу достовірність розпізнавання поточного функціонального стану технологічного процесу.

2. Для побудови на етапі навчання безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил доцільно здійснити оптимізацію інших параметрів функціонування СППР, які впливають на її функціональну ефективність.

SUMMARY

INTELLIGENT DECISION SUPPORT SYSTEM FOR THE SINGLE CRYSTALS GROWING CONTROL

*A.S. Dovbysh, V.S. Suzdal *, V.V Moskalenko,*

Sumy State University

*SSI «Institute for Single Crystals», NAS of Ukraine, Kharkiv

The paper considers the method to control the growth of scintillate single crystals within an intellectual information-extreme technology, which is based on maximizing the information capacity of the Decision Support System in the learning mode.

Key words: single crystal, Decision Support System, optimization, learning, information criterion, class recognition.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Сцинтилляционные монокристаллы: автоматизированное выращивание / В.С. Суздаль, П.Е. Стадник, Л.И. Герасимчук, Ю.М. Епифанов. – Харьков : ИСМА, 2009. – 260 с.
2. Автоматизация технологических процессов и производств пищевой промышленности: учебник / А.П. Ладанюк, В.Г. Трегуб, І.В. Ельперін, В.Д. Цюцюра. – Київ: Аграрна освіта, 2001. – 224 с.
3. Краснопопосовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань / А.С. Краснопопосовський. – 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.

16 2011 .