

ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ НАВЧАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ЕЛЕКТРОПРИВОДОМ ПЛАТФОРМИ ЛЕТУЧОЇ ПИЛИ

Розглядається категорійна модель та інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи підтримки прийняття рішень для керування летучою пилою. Будуються в процесі навчання вирішальні правила, які дозволяють підвищити точність різання довговимірних матеріалів, що рухаються.

Вступ

Летучі пили (ЛП) використовуються в технологічних лініях для порізу довговимірних матеріалів, що рухаються. Оброблюваними виробами, наприклад, можуть бути труби, сортовий прокат, гнуті профілі, деревні плити [1,2]. Несучим органом ЛП є платформа, на якій розміщене обладнання різальної системи. Робочий цикл привода платформи має періоди робочого та зворотного ходу, перший з яких містить ділянки розгону з переслідуванням перерізу різання оброблюваного виробу та руху з постійною швидкістю з виконанням технологічної операції різання [3,4]. Електропривод платформи працює з високою частотою вмикань і характеризується великими витратами електроенергії в перехідних процесах, тому до нього пред'являються жорсткі вимоги щодо виконання технологічних обмежень. Попередній аналіз та модельні дослідження процесів керування ЛП з врахуванням випадкових змін параметрів приводів платформи та оброблюваного виробу показують, що запропоновані у працях [5,6] закони руху та способи їх реалізації не завжди забезпечують необхідну точність порізу та, відповідно, потребують застосування методів її підвищення.

Одним із шляхів підвищення точності роботи електропривода платформи ЛП є використання інтелектуальної системи керування ЛП на основі машинного навчання та розпізнавання образів [7,8], яка функціонує роздільно у часі у двох режимах: навчання, на якому будуються вирішальні правила, і екзамени, на якому здійснюється оцінка поточного функціонального стану системи.

У статті розглядається математична модель та інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи керування електроприводом платформи ЛП.

1. Постановка задачі інформаційно-екстремального навчання

Нехай алфавіт $\{X_m^o\}$ складається з трьох класів розпізнавання, що характеризують отримані в результаті послідовності робочих циклів довжини відрізаних виробів (за умови виконання синхронізації за швидкістю) за такою трьохальтернативною системою оцінок: клас X_1^o – “Норма” (точність порізу ± 3 мм), клас X_2^o – “Більше норми” і клас X_3^o – “Менше норми”. За результатами моделювання цих трьох режимів функціонування системи керування сформовано вхідну навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|_{m=1,3}$, в якій рядок є реалізацією образу $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$, де n – обсяг вибірки. Дано структурований вектор просторово-часових параметрів функціонування $g = \langle g_1, \dots, g_x, \dots, g_{\Xi} \rangle$, які впливають на функціональну ефективність системи керування з відповідними на них обмеженнями $Rx(g_1, \dots, g_{\Xi}) \leq 0$.

У режимі навчання необхідно побудувати вирішальні правила шляхом відновлення в радіальному базисі простору ознак контейнерів класів розпізнавання в процесі оптимізації параметрів функціонування $\{g_{\Xi}^*\}$, які забезпечують максимум інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) в робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$E_m^* = \max_G E_m,$$

де E_m – КФЕ процесу навчання розпізнавати реалізації класу X_m^o ; G – область допустимих значень параметрів функціонування системи керування.

У режимі екзамену, тобто безпосередньої оцінки поточного стану ЛП, необхідно визначити належність реалізації, що розпізнається, одному із класів заданого алфавіту $\{X_m^o | m = \overline{1, 3}\}$.

Таким чином, задача інформаційно-екстремального навчання полягає у побудові оптимального (тут і далі в інформаційному розумінні) розбиття простору ознак на класи розпізнавання.

2. Математична модель

Вхідний математичний опис інтелектуальної системи керування подамо у вигляді теоретико-множинної структури:

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, Y; X; \Pi, \Phi_1, \Phi_2 \rangle,$$

де G – множина факторів, які діють на систему керування; T – множина моментів часу зняття інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір можливих станів системи керування; Y – вибіркова множина (вхідна навчальна матриця); X – вхідна бінарна навчальна матриця; $\Pi: G \times T \times \Omega \rightarrow Z$ – оператор переходів, що відбиває механізм зміни станів системи під впливом внутрішніх і зовнішніх факторів; $\Phi_1: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування вибіркової множини Y на вході СППР; $\Phi_2: Y \rightarrow X$ – оператор формування бінарної навчальної матриці.

На рис.1 показано категорійну модель у вигляді діаграми відображення множин, що застосовуються в процесі навчання системи керування електроприводом платформи ЛП з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання [7]. Оператор $\theta: X \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}$ відновлює у загальному випадку нечітке розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{[M]}$, а оператор класифікації $\gamma: \tilde{\mathfrak{R}}^{[M]} \rightarrow I^l$ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізацій $\{x_m^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$ нечіткому класу X_m^o , де l – кількість статистичних гіпотез. Оператор $\gamma: I^l \rightarrow \mathfrak{Z}^{[q]}$ шляхом оцінки статистичних гіпотез формує множину точнісних характеристик $\mathfrak{Z}^{[q]}$, де $q=l^2$ – кількість точнісних характеристик. Оператор $\varphi: \mathfrak{Z}^{[q]} \rightarrow E$ обчислює множину значень інформаційного КФЕ, який є функціоналом точнісних характеристик.

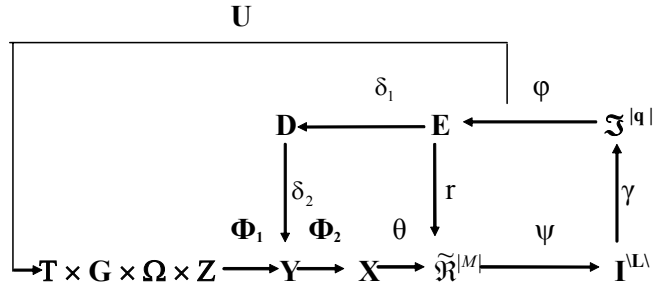


Рис. 1. Діаграма відображення множин у процесі навчання СППР

У діаграмі (див.рис.1) контур оптимізації геометричних параметрів розбиття $\tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$ замикається оператором $\gamma: E \rightarrow \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|}$, оператори якого показано на рис. 2.

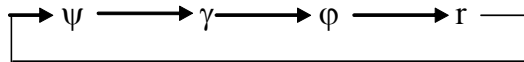


Рис. 2. Контур оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання

У діаграмі (див.рис.1) терм-множина D складається із допустимих значень СКД, а контур операторів, показаних на рис.3, безпосередньо оптимізує контрольні допуски на ознаки розпізнавання.



Рис.3. Контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання

Оператор $U: E \rightarrow G \times T \times \Omega \times Z$ регламентує процес навчання і дозволяє оптимізувати параметри його плану, які визначають, наприклад, обсяг і структуру випробувань, черговість розгляду класів розпізнавання тощо.

Таким чином, використання показаної на рис. 1 категорійної моделі достатньо адекватно відбиває слабоформалізований динамічний процес навчання СППР і, крім того, суттєво спрощує побудову структурної схеми інформаційно-екстремального алгоритму навчання.

3. Алгоритм навчання СППР

Алгоритм навчання СППР з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання розглянемо відносно показаного на рис. 4 двобічного симетричного поля допусків для i -ї ознаки розпізнавання y_i із вхідної навчальної матриці $\|y_{m,i}^{(j)}\|$.

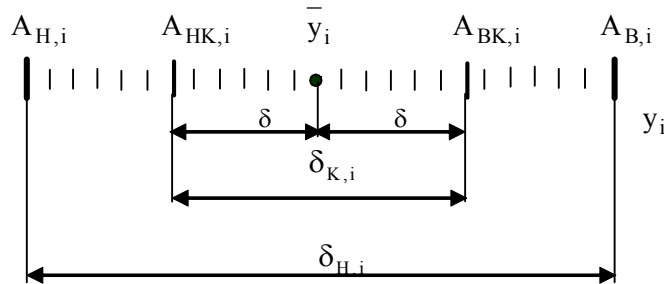


Рис. 4. Симетричне поле допусків

На рис. 4 прийнято такі позначення: \bar{y}_i – номінальне (усереднене) значення ознаки y_i ; $A_{H,i}$, $A_{B,i}$ – нижній і верхній нормовані допуски відповідно; $A_{HK,i}$, $A_{BK,i}$ – нижній і верхній контрольні допуски відповідно; $\delta_{H,i}$ – поле нормованих допусків; $\delta_{K,i}$ – поле контрольних допусків; δ – параметр поля контрольних допусків.

Розглянемо алгоритм навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому зміна контрольних допусків, які формуються відносно базового (найбільш бажаного) класу X_1^0 , здійснюється для всіх ознак одночасно

за такою двохциклічною ітераційною процедурою пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ навчання СППР у робочій (допустимій) області визначення його функції:

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cup G_d} \bar{E} \}, \quad (1)$$

де \bar{E} – усереднене за алфавітом класів розпізнавання значення інформаційного КФЕ навчання СППР; G_δ , G_E , G_d – допустимі області значень параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання; КФЕ навчання СППР і радіусів контейнерів класів розпізнавання, що у процесі навчання відновлюються в радіальному базисі простору ознак відповідно.

Вхідними даними є масив реалізацій образу $\{y_m^{(j)} \mid m = \overline{1, M}; j = \overline{1, n}\}$ і система нормованих допусків на ознаки розпізнавання $\{\delta_{H,i}\}$, яка визначає область значень відповідних контрольних допусків. При цьому за область значень параметра δ_i береться інтервал $[1; \delta_{H,i}/2]$, де $\delta_{H,i}$ – ширина нормованого поля допусків для i -ї ознаки розпізнавання.

Розглянемо основні етапи реалізації алгоритму навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання:

1. Обнулюється лічильник кроків зміни параметра δ : $l:=0$.
2. Запускається лічильник: $l:=l+1$ і обчислюються нижні та верхні контрольні допуски для всіх ознак:

$$\{A_{HK,i}[l] := y_{1,i} - \delta[l]\} \text{ і } \{A_{BK,i}[l] = y_{1,i} + \delta[l]\}, \quad i = \overline{1, N}, \quad (2)$$

де $y_{1,i}$ – вибіркове середнє значення i -ї ознаки для векторів-реалізацій класу X_1^0 , який є найбільш бажаним для ОПР.

3. Реалізується базовий алгоритм навчання [8]:

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

$$x_1^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{1,i} - \delta \leq y_{1,i}^{(j)} \leq y_{1,i} + \delta, \\ 0, & \text{if else;} \end{cases}$$

- б) формується масив еталонних двійкових векторів $\{x_{m,i} \mid m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}\}$, елементи якого визначаються 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 ρ_m – рівень селекції координат вектора $x_m \in X_m^0$;

- в) розбиваються множини еталонних векторів на пари найближчих “сусідів”:

$\mathfrak{R}_m^{[2]} = \langle x_m, x_l \rangle$, де x_l – еталонний вектор сусіднього класу X_l^0 , за такою схемою:

- структурується множина еталонних векторів, починаючи з вектора x_1 базового класу

X_1^0 , який характеризує найбільшу функціональну ефективність СППР;

- будується матриця кодових відстаней між еталонними векторами розмірності $M \times M$;

– для кожного рядка матриці кодових відстаней знаходиться мінімальний елемент, який належить стовпчику вектора, найближчого до вектора, що визначає рядок. За наявності декількох однакових мінімальних елементів вибирається з них будь-який, оскільки вони є рівноправними;

- формується структурована множина елементів попарного розбиття $\{\mathfrak{R}_m^{[2]} \mid m = \overline{1, M}\}$, яка задає план навчання;

- г) змінюється кодова відстань d_m за рекурентною процедурою

$$d_m(k) = [d_m(k-1) + h \mid d_m(k) \in G_m^d],$$

де k – змінна числа збільшень радіуса контейнера $K_m^0 \in X_m^0$; h – крок збільшення радіуса; G_m^d – область допустимих значень радіуса d_m ;

д) обчислюється значення інформаційного КФЕ навчання СППР за модифікованою формулою критерію Кульбака [8]:

$$E_m = \log_2 \left(\frac{2 - (\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)})}{\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)}} \right) * [1 - (\alpha_m^{(k)} + \beta_m^{(k)})], \quad (3)$$

тут $\alpha_m^{(k)}$, $\beta_m^{(k)}$ – точнісні характеристики: помилки першого і другого роду, що обчислюються на k -му кроці відновлення контейнера класу X_m^0 ;

е) процедура закінчується при знаходженні глобального максимуму КФЕ в робочій області його визначення: $E_m^* = \max_{\{d\}} E_m$, де $\{d\} = \{d_1, \dots, d_k, \dots, d_{\max}\} \in [0; d(x_m \oplus x_1) - 1]$ – множина радіусів концентрованих гіперсфер, центр яких визначається вершиною еталонного вектора $x_m \in X_m^0$.

4. Якщо $\delta \leq \delta_H / 2$, то виконується пункт 2, інакше – пункт 5.

5. Визначається максимальне значення КФЕ, обчислене за l кроків навчання СППР:

$$E_m^* = \max_{\{l\}} E_m$$

і визначається оптимальне значення параметра поля контрольних допусків, яке дорівнює екстремальній сумі l^* лічильника кроків зміни параметра δ .

6. Визначаються оптимальні нижні та верхні контрольні допуски для ознак розпізнавання

$$\{A_{НК,i}^* := A_{НК,i}[l^*]\}; \quad \{A_{БК,i}^* := A_{БК,i}[l^*]\}, \quad i = \overline{1, N}.$$

7. ЗУПИН.

Таким чином, алгоритм навчання СППР з оптимізацією системи контрольних допусків полягає в реалізації двохциклічної ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного КФЕ навчання системи в робочій (допустимій) області визначення його функції.

4. Приклад реалізації алгоритму

Для формування навчальних матриць використана комп'ютерна модель системи керування електроприводом платформи ЛП [6] профілезгинального стану, яка оснащена двигуном постійного струму Д32 потужністю 18 кВт, маса платформи 1200 кг. Модель доповнена блоками, що реалізують випадкові збурення за нормальним законом розподілення сигналів статичного моменту M_c , зворотних зв'язків по струму i_2 та швидкості обертання ω_2 якоря двигуна електропривода платформи ЛП; сигналу вимірної швидкості оброблюваного виробу V_1 ; сигналу тривалості спрацьовування механізму зчеплення (після зчеплення закінчується розгін-синхронізація). Відповідно до використовуваних на практиці, при моделюванні встановлена швидкість руху оброблюваного виробу $V_1=0,9$ м/с, мірна довжина порізу $L_m=4$ м, прискорення при розгоні $a_{зад.в}=2,34$ м/с². Згідно з працею [6], значення похідної моменту електроприводу прийняте рівним 20 (у відносних одиницях). При цьому задана точність мірного порізу дорівнювала ± 3 мм. Оптимальний за енерговитратами закон руху привода платформи ЛП в режимі робочого ходу містить ділянки розгону-синхронізації, на яких швидкість V_2 платформи змінюється від 0 до швидкості $V_{ОВ}$ виробу й відбувається її синхронізація з перерізом різання, та руху з постійною швидкістю $V_2=V_{ОВ}$ під час оброблення виробу. На ділянці розгону-синхронізації реалізується рівноприскорений рух з обмеженням похідної моменту двигуна привода платформи. Ділянка розгону-синхронізації, у свою чергу, містить ділянки зміни моменту M_2 двигуна згідно з заданою похідною $\dot{M}_{зад}$ моменту та ділянку рівноприскореного руху платформи з заданим прискоренням $a_{зад.в}$. Привод платформи ЛП запускається в момент досягнення точкою обробки на виробі (перерізом різання) наперед визначеного значення координати, що пов'язане з початковим положенням

платформи, швидкістю $V_{ОВ}$ та шляхом переміщення, який проходить платформа під час розгону-синхронізації. Запропонований у [6] закон руху привода платформи ЛП реалізований у комп'ютерній моделі системи керування електроприводом платформи ЛП [7], яка містить контури швидкості та моменту, налаштовані на модульний оптимум. Задана тахограма руху платформи ЛП формується у моделі контролера ЛП та передається на вхід електропривода.

На тахограмі сигналу завдання швидкості, що надходить з контролера ЛП до електропривода платформи, виділено 5 характерних точок ($n = \overline{1,5}$). Перша точка відповідає моменту запуску платформи ($V_2=0$); друга – початку зміни завдання швидкості з заданим прискоренням $a_{зад.в}$; третя – початку зміни прискорення від $a_{зад.в}$ до 0; четверта – завданню швидкості, що дорівнює V_1 ; п'ята – спрацюванню механізму зчеплення. Для другої, третьої та четвертої ділянок тахограми на випробувальному стенді було сформовано масиви навчальних матриць $\{y_{s,m,i}^{(j)} | s = \overline{2,4}; m = \overline{1,3}; i = \overline{1,23}; j = \overline{1,40}\}$ відповідно для класів $X_{s,1}^o$, $X_{s,2}^o$ і $X_{s,3}^o$.

Словник ознак розпізнавання складався з 23 параметрів, з яких 5 безпосередньо зчитуються з датчиків на об'єкті: переміщення і швидкості виробу та платформи – відповідно, l_1 і V_1 та l_2 і V_2 ; момент привода платформи M_2 . Крім того, враховано поточний час; різниці переміщень ($l_1 - l_2$) та швидкостей ($V_1 - V_2$); похідні моменту \dot{M}_2 та швидкостей \dot{V}_1, \dot{V}_2 і \ddot{V}_2 ; виміряне значення статичного моменту M_c ; виміряне значення тривалості спрацювання механізму зчеплення; задані від контролера ЛП значення моменту та швидкості привода платформи; задані значення корекції швидкості синхронізації та положення запуску платформи, які використовуються у керуючому алгоритмі; розраховано значення миттєвої потужності та роботи току на нагрівання якоря двигуна електропривода платформи ЛП; миттєва механічна потужність, механічна робота та кінетична енергія електропривода платформи ЛП.

На рис. 5 показано одержані в процесі реалізації базового алгоритму навчання графіки залежності критерію (3) від радіусів контейнерів класів розпізнавання для алфавіту $\{X_{2,m}^o\}$, побудованого на другій ділянці тахограми, для неоптимального параметра $\delta_i = \pm 40$ (у відсотках від усередненого значення i -ї ознаки), обчисленого для першого класу $X_{2,1}^o$ і для рівня селекції координат еталонного вектора $y_{2,1} \in X_{2,1}^o$, який дорівнював $\rho_{2,1} = 0,5$.

Аналіз рис.5 показує, що тільки в одному випадку (рис.5,б) існує робоча область, яку тут і далі на графіку позначено темною ділянкою. Цей факт пояснюється тим, що вибрана система контрольних допусків є неоптимальною. Тому для підвищення функціональної ефективності навчання СППР доцільно застосувати ітераційний алгоритм навчання (1) з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпіз-

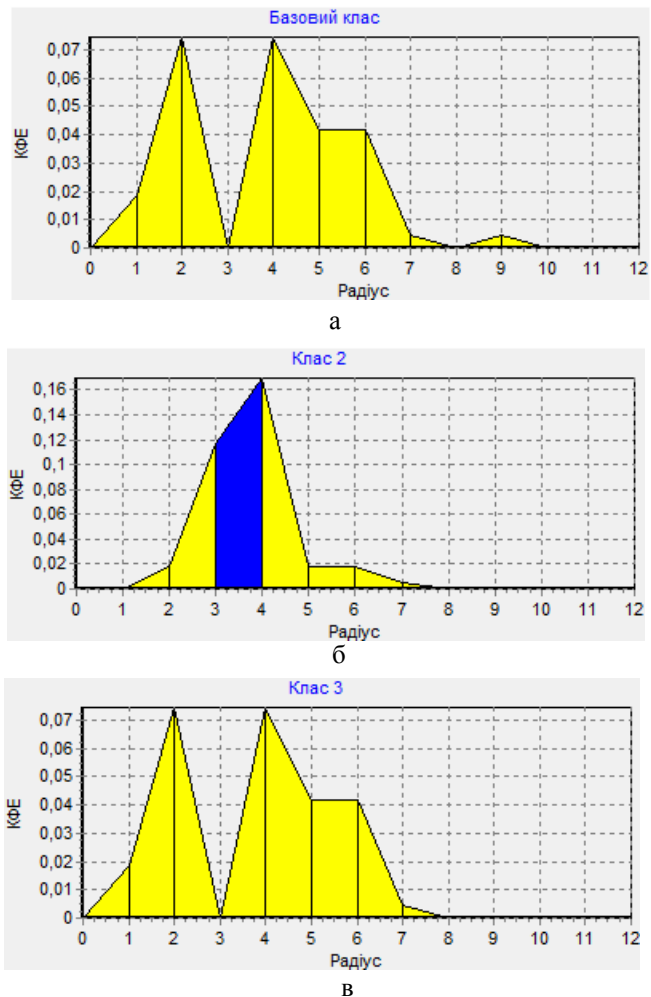


Рис.5. Графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас $X_{2,1}^o$; б – клас $X_{2,2}^o$; в – клас $X_{2,3}^o$

навчання. На рис. 6 показано одержаний в процесі паралельної оптимізації графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання КФЕ (2) від параметра поля контрольних допусків δ .

Аналіз рис. 6 показує, що оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = \pm 89$ при максимальному середньому значенні КФЕ $E^* = 0,41$, що суттєво перебільшує значення критерію при реалізації базового алгоритму навчання (рис. 5,б).

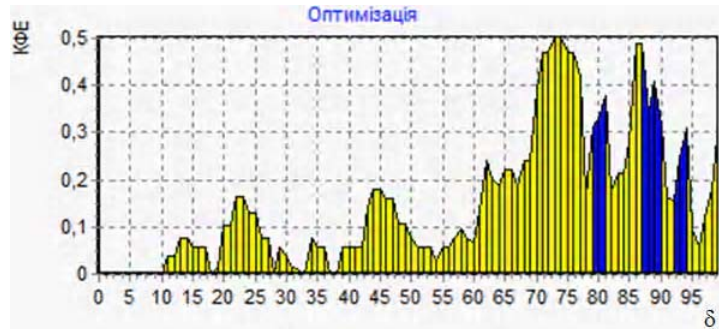
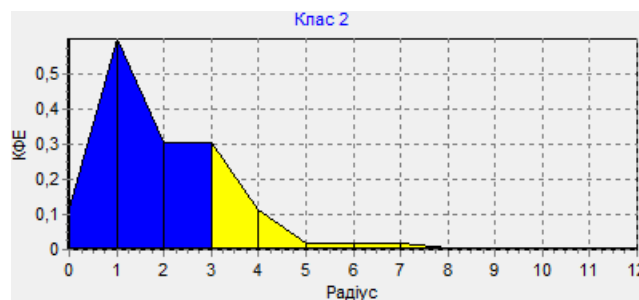


Рис. 6. Графік залежності КФЕ навчання СППР від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання

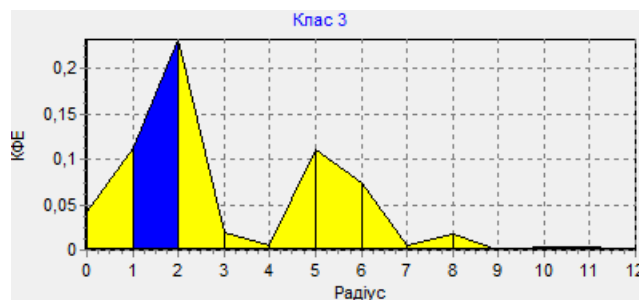
На рис. 7 показано графіки залежності КФЕ (2) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, одержані в процесі оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.



а



б



в

Рис. 7. Графіки залежності критерію Кульбака від радіусів контейнерів класів розпізнавання в процесі оптимізації контрольних допусків: а – клас $X_{2,1}^0$; б – клас $X_{2,2}^0$; в – клас $X_{2,3}^0$

Аналіз рис. 7 показує, що при оптимальному параметрі δ^* поля контрольних допусків для всіх класів розпізнавання існують робочі області визначення КФЕ і при цьому оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання дорівнюють у кодових одиницях відповідно $d_{2,1}^* = 3, d_{2,2}^* = 1$ і $d_{2,3}^* = 2$.

Таким чином, у процесі навчання відновлено оптимальні контейнери класів розпізнавання, центрами яких є еталонні двійкові вектори-реалізації образів, що забезпечують оптимальні радіуси відповідних контейнерів.

Аналогічно формувалися в процесі навчання вирішальні правила для інших ділянок таограми сигналу завдання швидкості ЛП.

Висновки

1. Розроблено інформаційно-екстремальний алгоритм навчання інтелектуальної СППР з оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, що дозволяє сформувати базу знань для керування ЛП в робочому режимі функціонування.

2. У процесі навчання СППР побудовано оптимальні в інформаційному розумінні вирішальні правила у вигляді відновлених в радіальному базисі контейнерів класів розпізнавання, центрами яких є екстремальні еталонні двійкові вектори-реалізації образів, які дозволяють в робочому режимі коригувати швидкість ЛП з метою підвищення точності нарізки довговимірних матеріалів.

Список літератури: 1. *Червяков В.Д.* Летучие механизмы как класс рабочих машин в аспекте задач управления / В.Д. Червяков, А.А. Паньч // Электротехнические системы и комплексы: Межвузовский сборник научных трудов. Магнитогорск: МГТУ. 1998. Вып. 3. С. 176-182. 2. *Червяков В.Д.* Задачи ресурсосберегающего управления электроприводом несущего органа летучей пилы / В.Д. Червяков, А.А. Паньч // Вісник Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут". Збірник наукових праць. Тематичний випуск 10. Харків, НТУ ХПІ, 2001. С.370-371. 3. *Белов М.П.* Автоматизированный электропривод типовых производственных механизмов и технологических комплексов: учебник для студ. высш. учеб. заведений/ М.П. Белов, В.А. Новиков, Л.Н. Рассудов // М.: Издательский центр "Академия", 2007. 576 с. 4. *Лимонов Л.Г.* Автоматизированный электропривод промышленных механизмов / Л.Г. Лимонов // Х.: Изд-во "ФОРТ", 2009. 272 с. 5. *Паньч А.А.* Оптимальное по энергзатратам управление процессом рабочего хода платформы летучей пилы / А.А. Паньч, В.Д. Червяков // Вісник Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут". Харків: НТУ "ХПІ", 2008. №30. С.500-502. 6. *Червяков В.Д.* Анализ законов движения электропривода несущего органа летучей пилы методом компьютерного моделирования / В.Д. Червяков, А.А. Паньч // Збірник наукових праць Дніпродзержинського державного технічного університету (технічні науки). Тематичний випуск "Проблеми автоматизованого електропривода. Теорія і практика". Дніпродзержинськ: ДДТУ, 2007. С.289-291. 7. *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. 8. *Довбиш А.С.* Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник / А.С. Довбиш // Суми: Видавництво СумДУ, 2009. 171 с.

Надійшла до редколегії 11.09.2011

Панич Андрій Олександрович, ст. викладач кафедри комп'ютерних наук, факультет електроніки та інформаційних технологій, Сумський державний університет. Наукові інтереси: інтелектуальні системи управління. Адреса: Україна, 40007, Суми, вул. Римського-Корсакова, 2. E-mail: info@ksu.sumdu.edu.ua.

Берест Олег Борисович, аспірант кафедри Комп'ютерних наук, факультет Електроніки та інформаційних технологій, Сумський державний університет, Україна. Наукові інтереси: інформаційний аналіз і синтез інтелектуальних систем, що навчаються. Адреса: Україна, 40007, Суми, вул. Римського-Корсакова, 2. E-mail: Berest_Oleg@mail.ru.