

ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ НАВЧАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ СИСТЕМИ КЕРУВАННЯ ЛЕТЮЧОЮ ПИЛОЮ

А. О. Панич, ст. викладач;

О. Б. Берест, аспірант,

Сумський державний університет, м. Суми

Розглядається категорійна модель та інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи підтримки прийняття рішень для керування летючою пилою. Розроблено у процесі навчання вирішальні правила, які дозволили підвищити точність різання довговимірних матеріалів, що рухаються.

Ключові слова: летюча пила, система підтримки прийняття рішень, навчання, оптимізація, інформаційно-екстремальний алгоритм.

Рассматривается категориальная модель и информационно-экстремальный алгоритм обучения системы поддержки принятия решения для управления летучей пылой. В процессе обучения были разработаны решающие правила, которые позволили увеличить точность резания долгомерных движущихся материалов.

Ключевые слова: летучая пила, система поддержки принятия решения, обучение, оптимизация, информационно-экстремальный алгоритм.

ВСТУП

Летючі 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 містить 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 ставлять жорсткі вимоги щодо виконання технологічних обмежень. Попередній аналіз та модельні дослідження процесів керування ЛП із 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, у процесі якого розробляють вирішальні правила, й екзамену, під час якого здійснюють оцінку поточного функціонального стану системи.

У статті розглядається математична модель та інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи керування розпізнавати функціональні стани електропривода платформи ЛП.

ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНОГО НАВЧАННЯ

Нехай алфавіт $\{X_m^o\}$ складається з трьох класів розпізнавання, що характеризують отримані в результаті послідовності робочих циклів

довжини відрізанних виробів (за умови виконання синхронізації за швидкістю) за такою триальтернативною 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 $\| y_{m,i}^{(j)} \mid m = 1, 3 \|$, в якій рядок є реалізацією образу $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$, де N – кількість ознак розпізнавання, а стовпчик матриці – випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$, де n – обсяг вибірки. Подано структурований вектор просторово-часових параметрів функціонування $g = \langle g_1, \dots, g_\xi, \dots, g_\Xi \rangle$, які впливають на функціональну ефективність системи керування з відповідними на них обмеженнями $R_\xi(g_1, \dots, g_\Xi) \leq 0$.

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) у 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 $\{X_m^o \mid m = \overline{1, 3}\}$.

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

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 у 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 $\psi: \tilde{\mathfrak{R}}^{|M|} \rightarrow I^{|l|}$ перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізацій $\{x_m^{(j)} | j=1, n\}$ 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.

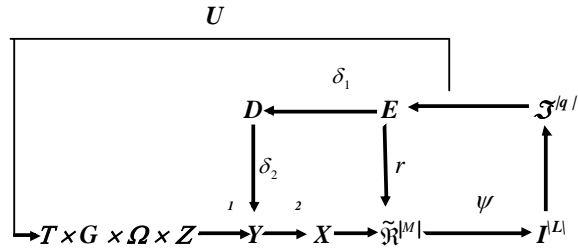


Рисунок 1 – Діаграма відображення множин у процесі навчання СППР

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



Рисунок 2 – Контур оптимізації геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання

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

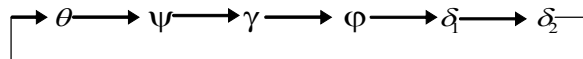


Рисунок 3 – Контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання

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.

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 $\|y_{m,i}^{(j)}\|$.

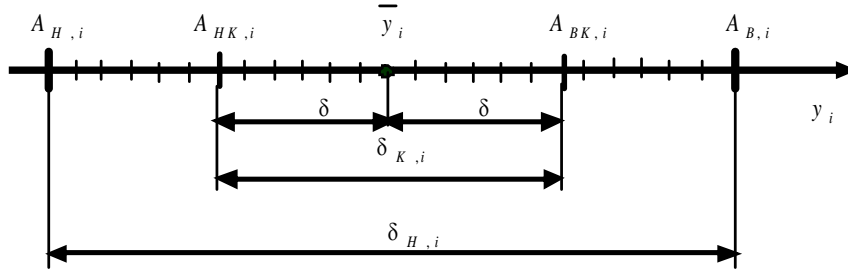


Рисунок 4 – Симетричне поле допусків

На рис. 4 прийнято такі позначення: \bar{y}_i – номінальне (усереднене) значення ознаки y_i ; $A_{H,i}$, A_B – 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 із паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. При цьому зміна контрольних допусків, які формуються відносно базового (найбільш бажаного) класу X_1^o , здійснюється для всіх ознак одночасно за такою двоцикличною 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 із 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^o , 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 $x_m \in X_m^o$.

в) розбивається 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^o , за такою схемою:

- структурується множина еталонних векторів, починаючи з вектора x_1 базового класу X_1^o , 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 $K_m^o \in X_m^o$; h – крок збільшення радіуса; G_m^d – область допустимих значень радіуса d_m ;

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

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

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

е) процедура закінчується при знаходженні глобального максимуму КФЕ в робочій області його визначення: $E_m^* = \max_{\{d\}} E_m$,

де $\{d\} = \{d_1, \dots, d_k, \dots, d_{\max}\} \in [0; d(x_m \oplus x_l) - 1]$ – множина радіусів концентрованих гіперсфер, центр яких визначається вершиною еталонного вектора $x_m \in X_m^o$.

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

5. Визначаються 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

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

7. “ЗУПИН”.

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

ПРИКЛАД РЕАЛІЗАЦІЇ АЛГОРИТМУ

Для формування навчальних матриць використана комп’ютерна модель системи керування електроприводом платформи ЛП [6] профілезгинального стану, яка оснащена двигуном постійного струму ДЗ2 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 за струмом i_2 та швидкістю обертання ω_2 якоря двигуна електропривода платформи ЛП; сигналу виміряної 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 електропривода взяте таким, що дорівнює 20 (у відносних одиницях). При цьому задана точність мірного порізу дорівнювала ± 3 мм. Оптимальний за енерговитратами закон руху привода платформи ЛП у 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 зі заданою похідною $\dot{M}_{зад}$ моменту та ділянку рівноприскороного руху платформи зі 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 зі 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 $\{y_{s,m,i}^{(j)} \mid s = \overline{2,4}; m = \overline{1,3}; i = \overline{1,23}; j = \overline{1,40}\}$ 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 струму на нагрівання якоря двигуна електропривода платформи ЛП; миттєва механічна потужність, механічна робота та кінетична енергія електропривода платформи ЛП.

На рис. 5 показано одержані у 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 лише в одному випадку (рис. 5 б) існує робоча область, яку тут і далі 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 розпізнавання. На рис. 6 показано одержаний у процесі паралельної

оптимізації графік залежності усередненого за алфавітом класів розпізнавання КФЕ (2) від параметра поля контрольних допусків δ .

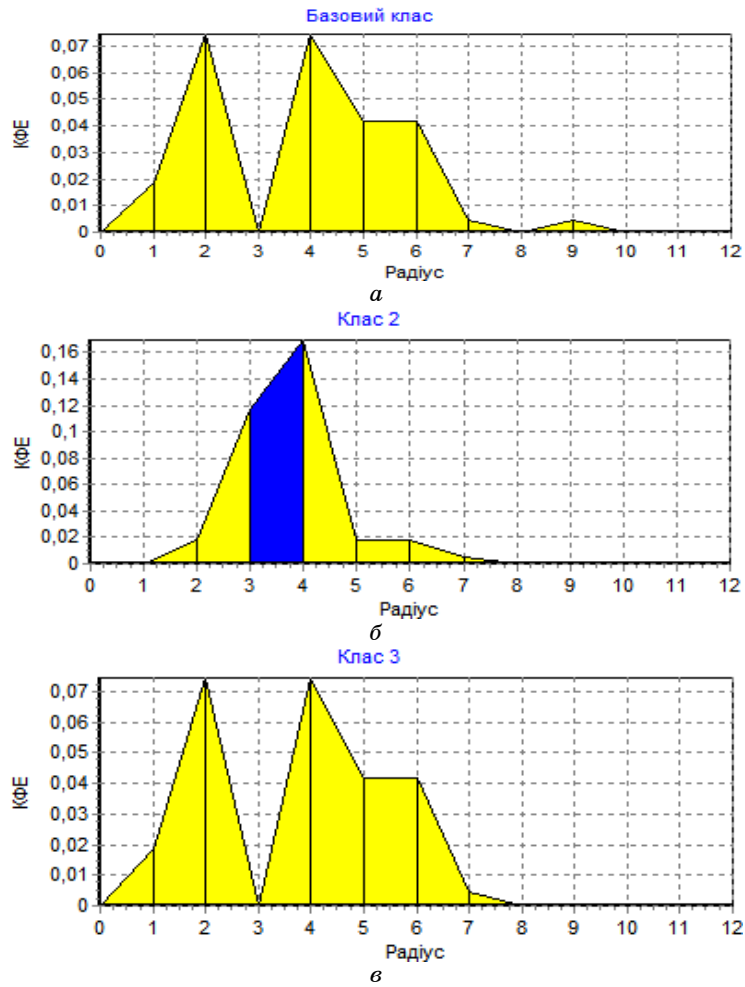


Рисунок 5– Графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас $X_{2,1}^o$; б – клас $X_{2,2}^o$; в – клас $X_{2,3}^o$

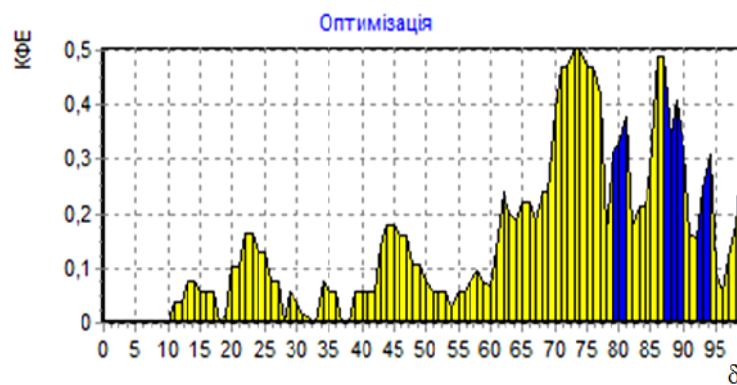


Рисунок 6 – Графік залежності КФЕ навчання СППР від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання

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. 5б). На рис. 7 показано графіки залежності КФЕ (2) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, одержані у процесі оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

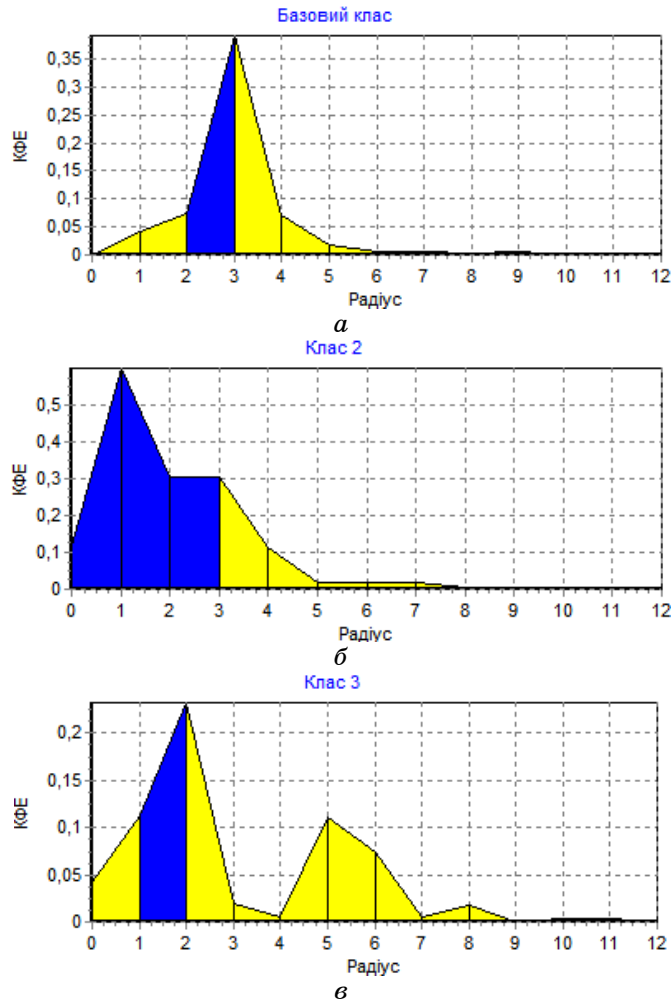


Рисунок 7 – Графіки залежності критерію Кульбака від радіусів контейнерів класів розпізнавання у процесі оптимізації контрольних допусків:

a – клас $X_{2,1}^o$; *б* – клас $X_{2,2}^o$; *в* – клас $X_{2,3}^o$

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 у процесі навчання вирішальні правила для інших ділянок тахограми 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 корегувати швидкість ЛП з метою підвищення точності нарізки довговимірних матеріалів.

SUMMARY

THE OPTIMIZATION OF LEARNING PARAMETERS OF INTELLECTUAL CONTROL SYSTEM OF FLYING SAW

Panych A. O., Berest O. B.
Sumy State University, Sumy

Categorical model and information-extreme learning algorithm of the decision making support system for flying saw control are under consideration. Decision rules were developed during the learning process, that let to increase the cutting precision of long-size moving materials.

Key words: flying saw, decision making support system, learning, optimization, information-extreme algorithm.

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": збірка наукових праць. Тематичний випуск 10. – Харків, НТУ ХП, 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 энергозатратам управление процессом рабочего хода платформы летучей пилы / А. А. Паньч, В. Д. Червяков // Вісник Національного технічного університету "Харківський політехнічний інститут". – Харків: НТУ "ХП", 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. Краснопопсовський А. С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань / А. С. Краснопопсовський. – 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 редакції 8 листопада 2011 р.