

## ЗАСТОСУВАННЯ НАВЧАЛЬНОЇ МАТРИЦІ З РЕТРОСПЕКТИВНИМ ЗСУВОМ ПРИ КЛАСИФІКАЦІЙНОМУ КЕРУВАННІ

*О. О. Дзюба, асистент;  
С. М. Котенко, асистент,  
Сумський державний університет, м. Суми*

*У статті розглядається застосування ретроспективного зсуву при класифікаційному керуванні технологічними процесами. Проводиться порівняння функціональної ефективності базового інформаційно-екстремального алгоритму навчання системи підтримки прийняття рішень для поточної навчальної матриці та навчальної матриці із ретроспективним зсувом.*

**Ключові слова:** *функціональна ефективність, навчальна матриця, система підтримки прийняття рішень, інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, ретроспективний зсув.*

*В статье рассматривается применение ретроспективного сдвига при классификационном управлении технологическими процессами. Производится сравнение функциональной эффективности базового информационно-экстремального алгоритма обучения системы поддержки принятия решений для исходной обучающей матрицы и обучающей матрицы с ретроспективным сдвигом.*

**Ключевые слова:** *функциональная эффективность, обучающая матрица, система поддержки принятия решений, информационно-экстремальная интеллектуальная технология, ретроспективный сдвиг.*

### ВСТУП

Використання методів класифікаційного керування, що базуються на машинному навчанні та розпізнаванні образів, для автоматизації технологічних процесів дозволяють створювати адаптивні системи керування, ефективні за умов відсутності неперервного вхідного, міжопераційного та вихідного контролю, що спостерігається, наприклад, у хімічній промисловості, де вхідний контроль сировини та матеріалів природного походження ускладнений через технічні проблеми [1-3]. При цьому використання прогресивної інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія) дозволяє в режимі навчання системи підтримки прийняття рішень (СППР) трансформувати апріорно нечітке розбиття простору ознак на класи розпізнавання, що наявне в практичних задачах, в чітке розбиття, а в режимі екзамену з високою достовірністю класифікувати поточний функціональний стан технологічного процесу. У працях [4-7] запропоновано інформаційно-екстремальні алгоритми навчання СППР для керування розподіленими технологічними процесами, проте вони не враховують залежності класів розпізнавання від проміжних результатів розподіленого технологічного процесу, оскільки його функціональний стан на різних ділянках впливає на характеристики класу розпізнавання, що визначаються із різними часовими затримками. Такі затримки призводять до зменшення інформативності ознак, що складаються із показань сенсорів у однаковий момент часу, і, як наслідок, до зниження ефективності розпізнавання функціонального стану технологічного процесу.

У статті досліджується інформаційно-екстремальний алгоритм навчання СППР з використанням навчальної матриці з ретроспективним зсувом.

## ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

Нехай  $\epsilon$  навчальна матриця для класу  $X_m^o$ , що характеризує  $m$ -й функціональний стан технологічного процесу, яка складається із векторів-реалізацій  $y_{m,i}^{(j)} = \langle y_{m,1}^{(j)}, \dots, y_{m,i}^{(j)}, \dots, y_{m,N}^{(j)} \rangle, j = 1..n$ , де  $y_{m,i}^{(j)}$  - значення  $i$ -ї ознаки розпізнавання,  $N$  - розмірність словника ознак розпізнавання,  $n$  - кількість векторів-реалізацій, які впорядковано за часом зчитування показів сенсорів технологічного процесу. Крім того, розглянемо вхідну навчальну матрицю, в якій  $i$ -та ознака  $y_{i,m}^{(j-k_i)}$  має ретроспективний зсув  $k_i$ . Таку навчальну матрицю будемо називати матрицею з ретроспективним зсувом, яка має вигляд

$$\|y_{m,i}^{(j,\bar{k})}\| = \|y_1^{(j-k_1)}, \dots, y_i^{(j-k_i)}, \dots, y_N^{(j-k_N)}\|, j = \overline{1,n}. \quad (1)$$

Маючи навчальну матрицю  $\|y_{m,i}^{(j)}\|$  і вектор зсувів ознак  $\bar{k} = \langle k_1, \dots, k_i, \dots, k_N \rangle$ , необхідно побудувати класифікатор за цією навчальною матрицею та класифікатор за навчальною матрицею з ретроспективним зсувом (1).

## ОПИС АЛГОРИТМУ НАВЧАННЯ

Алгоритм навчання СППР у рамках ІЕІ-технології полягає в реалізації багатоциклічної ітераційної процедури пошуку глобального максимуму інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) в робочій (допустимій) області визначення його функції, яка для навчання з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання має вигляд

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \{ \max_{G_E \cap G_d} E_1^{(\delta)} \}, \quad (2)$$

де  $E_1^{(\delta)}$  - значення КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу  $X_1^o$ ;  $G_\delta$  - допустима область значень параметра поля допусків  $\delta$ ;  $G_E$  - робоча область визначення функції КФЕ;  $G_d$  - допустима область значень радіуса гіперсферичного контейнера класу розпізнавання.

Таким чином, як параметр навчання, що оптимізується у зовнішньому циклі, розглядається параметр поля контрольних допусків  $\delta$  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.

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) параметр поля допусків  $\delta$  змінюється від  $\delta$  до  $\delta_i$  із деяким кроком  $h$ ;
- 2) на кожному кроці зміни параметра поля допусків обчислюються нижній  $A_{KH,i}$  і верхній  $A_{KB,i}$  контрольні допуски для всіх ознак розпізнавання за формулами

$$A_{HK,i} = y_{1,i} - \delta\sigma_{1,i}; A_{BK,i} = y_{1,i} + \delta\sigma_{1,i}, \quad (3)$$

де  $y_{1,i}$  – вибіркоче середнє значення, а  $\sigma_{1,i}$  – середньоквадратичне відхилення  $i$ -ї ознаки в навчальній матриці класу  $X_1^o$ ;

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

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } A_{KH,i} \leq y_{m,i}^{(j)} \leq A_{KB,i}; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

4) для класу  $X_m^o$  обчислюється двійковий еталонний вектор  $x_m$  за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} 1, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > \rho_m; \\ 0, & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (5)$$

де  $\rho_m$  – рівень селекції координат вектора  $x_m \in X_m^o$ , який за замовчуванням дорівнює  $\rho_m = \frac{1}{2}$ ;

5) 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  $X_c^o$ ;

6) для кожного значення  $\delta$  і класу  $X_m^o$  обчислюється значення ентропійного (за Шенноном) КФЕ навчання СППР:

$$\begin{aligned} E_m^{(\delta)}(d) = & 1 + \frac{1}{2} \left( \frac{\alpha_m^{(\delta)}(d)}{\alpha_m^{(\delta)}(d) + D_{2,m}^{(\delta)}(d)} \log_2 \frac{\alpha_m^{(\delta)}(d)}{\alpha_m^{(\delta)}(d) + D_{2,m}^{(\delta)}(d)} + \right. \\ & + \frac{\beta_m^{(\delta)}(d)}{D_{1,m}^{(\delta)}(d) + \beta_m^{(\delta)}(d)} \log_2 \frac{\beta_m^{(\delta)}(d)}{D_{1,m}^{(\delta)}(d) + \beta_m^{(\delta)}(d)} + \\ & + \frac{D_{1,m}^{(\delta)}(d)}{D_{1,m}^{(\delta)}(d) + \beta_m^{(\delta)}(d)} \log_2 \frac{D_{1,m}^{(\delta)}(d)}{D_{1,m}^{(\delta)}(d) + \beta_m^{(\delta)}(d)} + \\ & \left. + \frac{D_{2,m}^{(\delta)}(d)}{\alpha_m^{(\delta)}(d) + D_{2,m}^{(\delta)}(d)} \log_2 \frac{D_{2,m}^{(\delta)}(d)}{\alpha_m^{(\delta)}(d) + D_{2,m}^{(\delta)}(d)} \right), \end{aligned} \quad (6)$$

де  $\alpha_m^{(\delta)}(d)$  – помилка першого роду під час прийняття рішень;  $\beta_m^{(\delta)}(d)$  – помилка другого роду;  $D_{1,m}^{(\delta)}(d)$  – перша достовірність;  $D_{2,m}^{(\delta)}(d)$  – друга достовірність;  $d$  – дистанційна міра, що визначає радіуси гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання.

При цьому робоча область  $G_E$  визначення функції  $E_m^{(\delta)}(d)$  відповідає умовам

$$D_{1,m}^{(\delta)}(d) > \alpha_m^{(\delta)}(d), \quad D_{2,m}^{(\delta)}(d) > \beta_m^{(\delta)}(d); \quad (7)$$

7) після обчислення всіх значень параметра поля допуску  $\delta$  обчислюються максимальне значення КФЕ та оптимальне значення параметра поля допуску за формулою (2);

8) для параметра  $\delta^*$  обчислюються за формулами (3) оптимальні нижні  $\{A_{НК,i}^*\}$  і верхні  $\{A_{БК,i}^*\}$  контрольні допуски на ознаки розпізнавання;

9) визначаються оптимальні двійкові еталонні вектори (5) та радіуси контейнерів параметричних класів розпізнавання для оптимального значення параметра поля допусків  $\delta^*$ :

$$d_m^* = \arg \max_{G_d \cap G_E} E_m^{(\delta^*)}.$$

Таким чином, процедура навчання СППР у рамках ІЕІ-технології полягає у максимізації функції КФЕ СППР в області її визначення.

### РЕЗУЛЬТАТИ МОДЕЛЮВАННЯ

Навчальна вибірка та вектор зсувів ознак формувалися за даними розподіленого в часі та просторі технологічного процесу виробництва фосфорної кислоти ВАТ «Сумхімпром» (м. Суми).

Результати навчання СППР на початковій навчальній матриці та навчальній матриці із ретроспективним зсувом наведені на рис. 1:

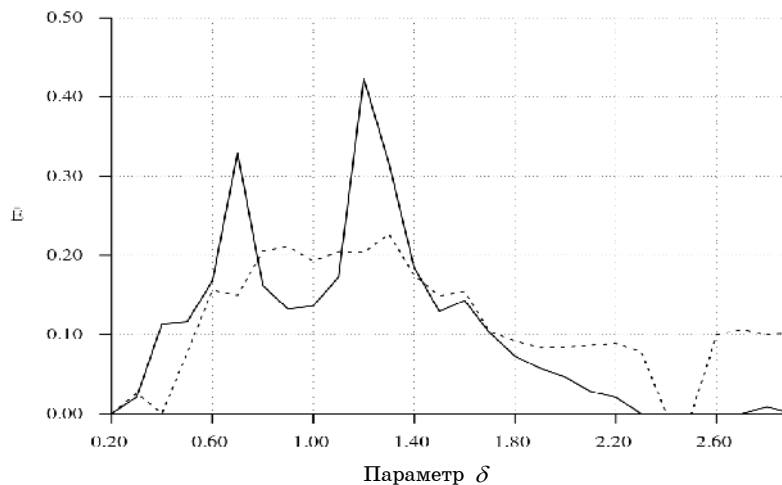


Рисунок 1 – Графіки залежності усередненого КФЕ від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання

На рис. 1 пунктиром позначено графік, одержаний у процесі оптимізації параметра  $\delta$  за навчальною матрицею, сформованою без урахування ретроспективного зсуву, а неперервною лінією – графік, одержаний з урахування ретроспективного зсуву. Аналіз рис. 1 показує, що глобальний максимум КФЕ, обчисленого при використанні навчальної матриці з ретроспективним зсувом, дорівнює  $E_1^{(\delta^*)} = 0,423$ , тому за оптимальне значення параметра потрібно прийняти значення параметра  $\delta^* = 1,2$ . Крім того, це значення КФЕ перебільшує глобальний максимум

критерію, обчисленого за навчальною матрицею без ретроспективного зсуву (де  $E_1^{(\delta^*)} = 0,227$ ).

На рис. 2 показано графік залежності ентропійного КФЕ (6) від радіуса контейнера класу  $X_1^o$ , побудованого за навчальною матрицею, сформованою без урахування ретроспективного зсуву.

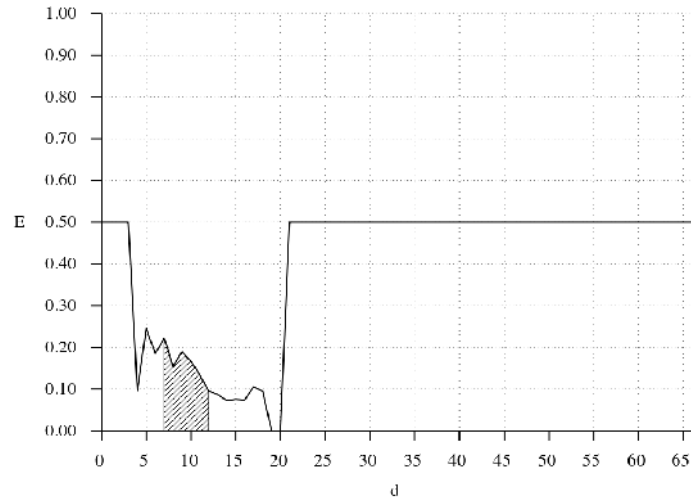


Рис.унок 2 — Графік залежності КФЕ від радіуса контейнера класу  $X_1^o$  в процесі навчання за початковою навчальною матрицею

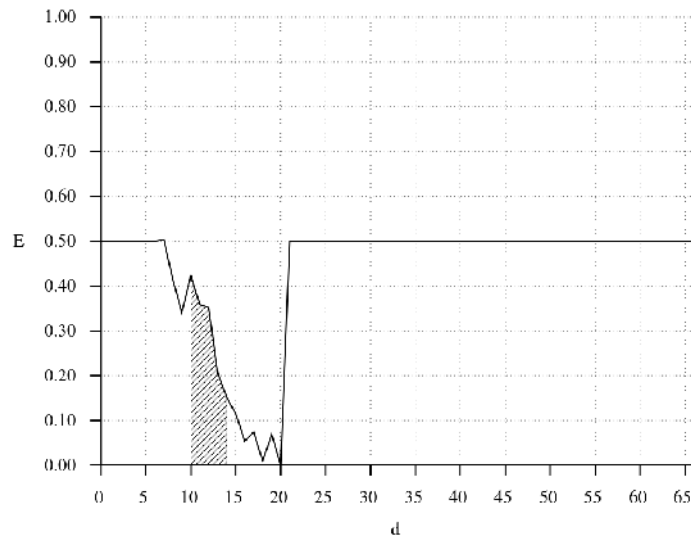


Рис.унок 3 — Графік залежності КФЕ від радіуса контейнера класу  $X_1^o$  в процесі навчання за навчальною матрицею з ретроспективним зсувом

На рис. 2. і далі штриховкою позначено робочу (допустиму) область визначення функції критерію (6). Аналіз рис. 2 показує, що оптимальний радіус контейнера класу  $X_1^o$  дорівнює 7 (у кодових одиницях) при

глобальному максимуму критерію  $E_1^{(\delta^*)} = 0,227$ . Для порівняння на рис. 3 показано графік залежності ентропійного КФЕ (6) від радіуса контейнера класу  $X_1^o$ , побудованого за навчальною матрицею, сформованою з урахування ретроспективного зсуву.

Аналіз рис. 3 показує, що оптимальний радіус контейнера класу  $X_1^o$ , побудованого за навчальною матрицею з ретроспективним зсувом, дорівнює 10 (кодових одиниць) при значенні глобального максимуму критерію  $E_1^{(\delta^*)} = 0,423$ , що перебільшує відповідне значення, показане на рис. 2

#### ВИСНОВКИ

1. Використання навчальної матриці із ретроспективним зсувом для класифікаційного керування розподіленим технологічним процесом виробництва фосфорної кислоти дозволило підвищити функціональну ефективність автоматизованої системи керування порівняно із використанням навчальної матриці, сформованої без урахування часового зсуву.

2. Для підвищення функціональної ефективності навчання СППР з використанням навчальних матриць із ретроспективним зсувом доцільно згідно з принципом відкладених рішень оптимізувати інші параметри навчання, включаючи параметри словника ознак.

#### SUMMARY

##### APPLICATION OF LEARNING MATRIXES WITH RETROSPECTIVE SHIFT IN RECOGNITION CONTROL

*Application of retrospective shift for learning matrixes used in recognition control algorithms is considered. The main purpose of paper is functional efficiency comparison of base information-extreme decision support system learning algorithm for initial learning matrix and for learning matrix with retrospective shift.*

**Key words:** functional efficiency, learning matrix, decision support system, information-extreme intellectual technology, retrospective shift.

#### СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Ладанюк А. П. Автоматизація технологічних процесів і виробництв харчової промисловості: підручник / А. П. Ладанюк, В. Г. Трегуб, І. В. Ельперін, В. Д. Цюцора. – Київ: Аграрна освіта, 2001. – 224 с.
2. Краснопопсовський А. С. Оптимізація параметрів навчання АСУТП, що здатна навчатися / А. С. Краснопопсовський, В. М. Волков, М. М. Гривкою та ін. // Вісник СумДУ. Серія Технічні науки. – 2003. – № 11(57). – С. 5–12;
3. 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. – № 2. – С. 39–47.
4. Краснопопсовський А. С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування, що навчаються: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань / А. С. Краснопопсовський. – Суми: Видавництво СумДУ, 2003. – 264 с.
5. Довбиш А. С. Основи проектування інтелектуальних систем: навчальний посібник / А. С. Довбиш. – Суми: Видавництво СумДУ, 2009. – 171 с.
6. Довбиш А. С. Аналіз алгоритмів оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання / А. С. Довбиш, О. О. Дзюба // Адаптивні системи автоматичного управління. – 2010. – №16 (36). – С.11–15.
7. Дзюба О. О. Оптимізація параметрів ретроспективного зсуву системи керування розподіленим технологічним процесом / О. О. Дзюба // Інтелектуальні системи в промисловості і освіті: тези доповідей Третьої міжнародної науково-практичної конференції, м. Суми, 2-4 листопада 2011 р. / редкол.: А. С. Довбиш, О. А. Борисенко, С. П. Шаповалов. – Суми: Видавництво СумДУ, 2011. – 148 с.

*Надійшла до редакції 21 грудня 2011 р.*