

## ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

*Саад Джулгам, аспірант;  
В.О. Востоцький, аспірант,  
Сумський державний університет, м. Суми*

*Рассматривается информационно-экстремальный алгоритм обучения системы поддержки принятия решений с параллельной оптимизацией системы контрольных допусков на признаки распознавания, имеющие различные шкалы измерения.*

**Ключевые слова:** алгоритм обучения, система поддержки принятия решений, признаки распознавания, контрольные допуски.

*Розглядається інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи підтримки прийняття рішень з паралельною оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, що мають різні шкали вимірювання.*

**Ключові слова:** алгоритм навчання, система підтримки прийняття рішень, контрольні допуски, ознаки розпізнавання,

### ВСТУП

Застосування сучасних засобів автоматизації [1,2] у хімічній промисловості виявляється недостатньо ефективним як через довільні початкові умови технологічних процесів, так і часові затримки результатів хімічного аналізу, що ускладнює організацію неперервного вхідного, міжопераційного та вихідного контролю. Це обумовлює на виході відносно високий відсоток некондиційного продукту. Одним із способів підвищення функціональної ефективності автоматизованої системи керування (АСК) є надання їй властивості адаптивності на основі машинного навчання та розпізнавання образів [3-5]. Для цього перспективним є використання ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності інтелектуальної АСК у процесі її навчання [6,7].

У праці [8] розглядалися у рамках ІЕІ-технології питання паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки, які мали однакову шкалу вимірювання. Але в загальному випадку в заданнях класифікаційного керування, наприклад, розподіленими технологічними процесами технологічні параметри мають різні шкали вимірювання.

У статті запропоновано інформаційно-екстремальний алгоритм навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання з різними шкалами вимірювання .

### ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

Нехай для алфавіту нечітких класів розпізнавання  $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ , які характеризують  $M$  допустимих функціональних станів складного організаційно-технічного комплексу, сформовано апріорно класифіковану нечітку навчальну матрицю типу «об'єкт-властивість»  $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ ,  $i = \overline{1, N}$ ,  $j = \overline{1, n}$ , де  $N, n$  – кількість ознак розпізнавання і випробувань відповідно. Крім того, подано вектор параметрів функціонування СППР  $g = \langle x_m, d_m, \delta \rangle$ , де  $x_m, d_m, \delta$  – еталонний вектор-реалізація класу  $X_m^o$ ; радіус контейнера класу  $X_m^o$ , що

відновлюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання, і параметр поля контрольних допусків відповідно. При цьому задано такі обмеження:  $x_m$  – вектор, вершина якого визначає геометричний центр контейнера класу  $X_m^o$ ,  $d_m \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1]$ , де  $d(x_m \oplus x_c)$  – кодова відстань центра класу  $X_m^o$  від центра найближчого (сусіднього) до нього класу  $X_c$  і параметр  $\delta \in [0; \delta_H / 2]$ , де  $\delta_H$  – нормоване (експлуатаційне) поле допусків для відносної шкали вимірювання ознак, яке є областю значень для параметра контрольних допусків  $\delta$ . При цьому нижній допуск на  $i$ -ту ознаку дорівнює  $A_{H_i} = y_{1,i} - \delta$ , а верхній допуск –  $A_B = y_{1,i} + \delta$ . Тут  $y_{1,i}$  –  $i$ -та ознака еталонного вектора-реалізації  $y_1$  базового класу  $X_1^o$ , який характеризує найбільш бажаний для особи, що приймає рішення, функціональний стан СППР.

На етапі навчання необхідно оптимізувати параметри навчання за усередненим інформаційним критерієм функціональної ефективності (КФЕ)

$$E = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m^*, \quad (1)$$

де  $E_m^*$  – глобальний максимум інформаційного КФЕ навчання СППР розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$  і на етапі екзамену прийняти високодостовірне рішення про належність вектора-реалізації образу, що розпізнається, до деякого класу із заданого алфавіту  $\{X_m^o\}$ .

#### ОПИС АЛГОРИТМУ НАВЧАННЯ СППР

Ідея алгоритму навчання у рамках ІЕІ-технології полягає в оптимізації просторово-часових параметрів функціонування СППР шляхом пошуку глобального максимуму інформаційного критерію (1) в робочій (допустимій) області визначення його функції. При цьому на кожному кроці навчання відбувається відновлення в дискретному просторі ознак оптимальних контейнерів класів розпізнавання за алгоритмом паралельної оптимізації контрольних допусків, який здійснюється за ітераційною процедурою

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

де  $G_\delta, G_d, G_E$  – допустимі області значень параметра поля допусків  $\delta$ , радіусів контейнерів класів розпізнавання й інформаційного КФЕ (1) відповідно.

При реалізації ітераційного двоцикличного алгоритму (2) навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання внутрішній цикл реалізує базовий алгоритм навчання, який на кожному кроці навчання обчислює значення критерію (1), здійснює в процесі навчання пошук глобального максимуму його функції і визначає оптимальні геометричні параметри контейнерів відповідних класів розпізнавання. Зовнішній цикл визначає оптимальне значення параметра  $\delta$ , при якому КФЕ набуває максимального значення в робочій області визначення його функції. Вхідними даними є навчальна матриця

$\|y_{m,i}^{(j)}\|$  та поточний параметр контрольного поля допусків  $\delta$ . Розглянемо основні етапи алгоритму навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

1. Формується еталонний вектор  $y_1 \in X_1^0$  шляхом статистичного усереднення значень ознак у стовпчиках матриці  $\|y_{1,i}^{(j)}\|$ .

2. Обнулюється лічильник кроків зміни параметра  $\delta$ .

3.  $\delta := \delta + 1$ .

4. Для поточного значення параметра поля допусків  $\delta$  обчислюються нижні та верхні контрольні допуски для всіх ознак:  $\{A_{HK,i}[l] := y_{1,i} - \delta[l]\}$  і  $\{A_{BK,i}[l] = y_{1,i} + \delta[l]\}$ ,  $i = \overline{1, N}$  відповідно, де  $y_{1,i}$  – вибіркове середнє значення  $i$ -ї ознаки для векторів-реалізацій класу  $X_1^0$ , який є найбільш бажаним для ОНР.

5. Формується бінарна навчальна матриця  $\|x_{m,i}^{(j)}\|$  за правилом

$$x_1^{(j)} = \begin{cases} \mathbf{1}, & \text{if } A_{HK,i} \leq y_{1,i}^{(j)} \leq A_{BK,i}, \\ \mathbf{0}, & \text{if } \textit{else}. \end{cases} \quad (3)$$

6. Формується масив еталонних двійкових векторів-реалізацій  $\{x_{m,i} \mid m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}\}$ , елементи яких визначаються за правилом

$$x_{m,i} = \begin{cases} \mathbf{1}, & \text{if } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_{m,i}^{(j)} > \rho_m; \\ \mathbf{0}, & \text{if } \textit{else}. \end{cases} \quad (4)$$

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

7. Здійснюється розбиття множини еталонних векторів  $\{x_m\}$  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:

а) структурується множина еталонних векторів, починаючи з вектора  $x_1$  базового класу  $X_1^0$ , який характеризує найбільшу функціональну ефективність;

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

в) для кожного рядка матриці кодових відстаней обчислюється 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;

г) формується структурована множина елементів попарного розбиття  $\{\mathfrak{R}_m^2 \mid m = \overline{1, M}\}$ , яка задає план навчання.

8. Змінюється кодова відстань  $d_m$  і обчислюється інформаційний КФЕ.

9. Здійснюється пошук максимуму КФЕ в робочій області  $G_E$  його визначення:  $E_m^* = \max_{\{d\}} E_m$ , де  $\{d\} = \{d_1, \dots, d_{max}\} \in [0; d(x_m \oplus x_l) - 1]$  – множина радіусів концентрованих гіперсфер, центр яких визначається вершиною еталонного вектора  $x_m \in X_m^o$ . При цьому множина  $\{d\}$  є так само множиною кроків навчання СППР.

10. Якщо  $E_1^*[l] \in G_E$ , то виконується пункт 9, інакше – пункт 8.

11. Якщо  $\delta \leq \delta_H / 2$ , то виконується пункт 3, інакше – пункт 12.

12.  $\{A_{НК,i}^* := A_{НК,i}[l-1]\}; \{A_{БК,i}^* := A_{БК,i}[l-1]\}, i = \overline{1, N}; E_1^* := E_1^*[l-1]$ .

13. ЗУПИН.

Як критерій оптимізації параметрів навчання у рамках ІЕІ-технології може розглядатися будь-яка статистична інформаційна міра, яка є функціоналом від точнісних характеристик. Наприклад, логарифмічна статистична інформаційна міра Кульбака, що дозволяє оцінювати диференційну інформативність ознак розпізнавання, має вигляд [6]:

$$J_m^{(k)} = 0,5 \log_2 \left( \frac{D_1^{(k)} + D_2^{(k)}}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) \left[ (D_1^{(k)} + D_2^{(k)}) - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}) \right] = \\ = \log_2 \left( \frac{2 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)})}{\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}} \right) \left[ 1 - (\alpha^{(k)} + \beta^{(k)}) \right], \quad (6)$$

де  $\alpha$  - помилка першого роду;  $\beta$  - помилка другого роду;  $D_1$  - перша достовірність;  $D_2$  - друга достовірність.

#### ПРИКЛАД РЕАЛІЗАЦІЇ АЛГОРИТМУ НАВЧАННЯ СППР

Розглянемо застосування вищенаведеного алгоритму навчання СППР з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання для керування технологічним процесом виробництва фосфорної кислоти у ВАТ «Сумхімпром» (м. Суми). Вхідну апріорно класифіковану навчальну матрицю було сформовано за експериментальними даними, одержаними для трьох класів, що характеризували зміст  $P_2O_5$  на виході п'ятої ступені екстрактора за такою трьохальтернативною системою оцінок: клас  $X_1^o$  – «Норма», клас  $X_2^o$  – «Менше норми» і клас  $X_3^o$  – «Більше норми». При цьому кількість ознак розпізнавання дорівнювала 65, 15 з яких надходили за результатами хімічного аналізу, а інші значення різних за природою ознак розпізнавання поступали в СППР безпосередньо з датчиків інформації. На рис. 1 показано графіки залежності КФЕ (6) від радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, одержані при реалізації базового алгоритму навчання TEACHING при стартовій системі контрольних допусків  $\delta = \pm 2\%$  від номінального (усередненого) значення відповідної ознаки.

На рис.1 і далі темні ділянки графіків позначають робочі (допустимі) області, в яких значення достовірностей перебільшують відповідні помилки першого та другого роду.

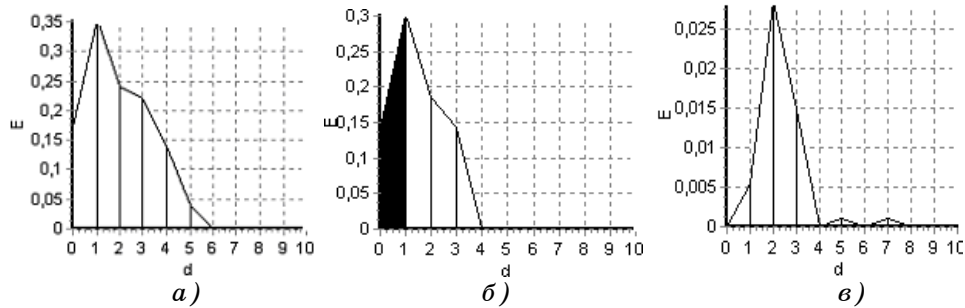


Рисунок 1 - Графіки залежності критерію Кульбака від радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання:

а) клас  $X_1^0$ ; б) клас  $X_2^0$ ; в) клас  $X_3^0$

Аналіз рис.1 показує, що усереднене максимальне значення КФЕ дорівнює  $\bar{E}_{max} = 0,09$ . При цьому на графіках для першого та третього класів відсутні робочі області визначення інформаційного критерію, що не дозволяє здійснювати оцінку функціональної ефективності навчання системи у рамках ІЕІ-технології. Причиною такого стану є застосування неоптимальних контрольних допусків на ознаки розпізнавання. З метою усунення цього недоліку і збільшення усередненого КФЕ навчання СППР було реалізовано алгоритм паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання за схемою (2). На рис.2 показано графік залежності критерію Кульбака від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання  $\delta$ .

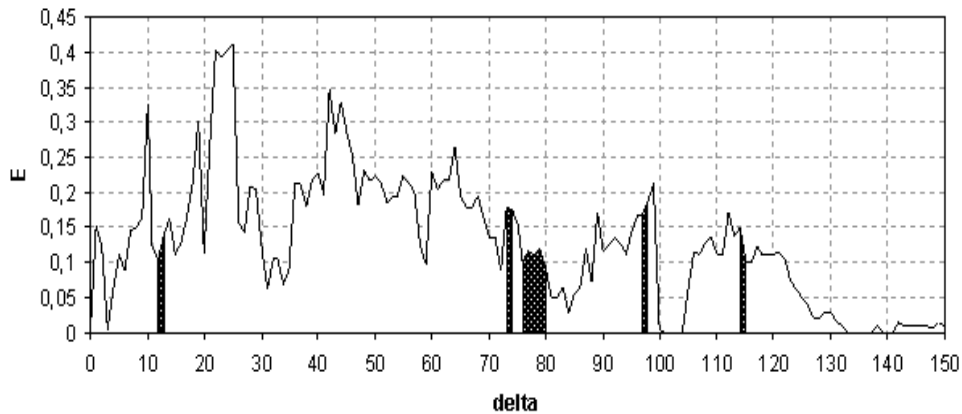


Рисунок 2 - Графіки залежності критерію Кульбака від величини поля контрольних допусків

Аналіз рис.2 показує, що графік має декілька робочих областей, в яких визначаються глобальні максимальні значення усередненого КФЕ. При цьому за максимальним глобальним значенням КФЕ оптимальне (екстремальне) значення параметра поля контрольних допусків дорівнює  $\delta = \pm 73$  (у відсотках від усередненого для класу  $X_1^0$  значення ознаки).

На рис. 3 показано графіки залежності КФЕ (6) від радіусів гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання, одержані при оптимальному параметрі поля допусків на ознаки розпізнавання.

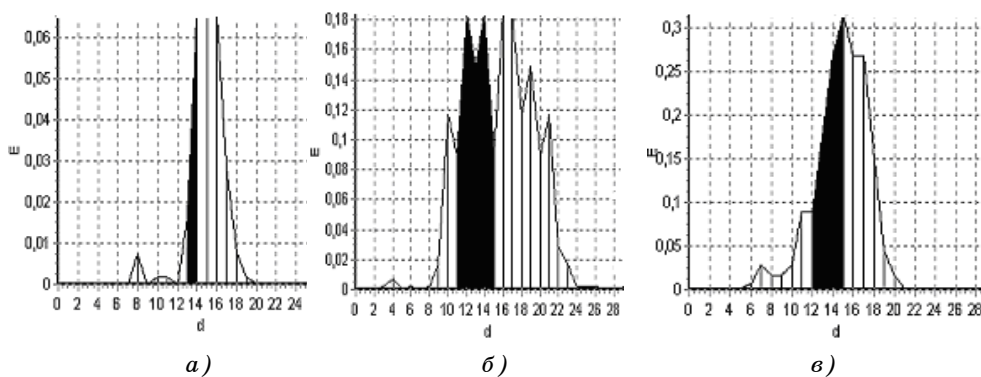


Рисунок 3 - Графіки залежності критерію Кульбака від радіусів контейнерів класів розпізнавання при оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання: а) клас  $X_1^o$ ; б) клас  $X_2^o$ ; в) клас  $X_3^o$

Аналіз рис. 3 показує, що після оптимізації контрольних допусків усереднене максимальне значення КФЕ збільшилося і дорівнює  $\bar{E}_{max} = 0,18$  при оптимальних значеннях радіусів контейнерів  $d_1 = 14$  (тут і далі у кодових одиницях),  $d_2 = 12$  і  $d_3 = 15$ . Але основна перевага у порівнянні з результатами базового алгоритму полягає у наявності робочої області для всіх класів, що відкриває згідно з принципом відкладених рішень можливість подальшого підвищення інформаційного КФЕ навчання СППР шляхом оптимізації інших параметрів функціонування з метою побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил.

#### ВИСНОВКИ

1. Запропонований інформаційно-екстремальний алгоритм паралельної оптимізації системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, що мають різні шкали вимірювання, дозволяє побудувати оптимальне у загальному випадку нечітке розбиття простору ознак на класи розпізнавання. При цьому на відміну від базового алгоритму навчання (без оптимізації контрольних допусків) забезпечується робоча область визначення глобального максимуму інформаційного критерію функціональної ефективності навчання СППР.

2. Оптимізація системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання у рамках ІЕІ-технології є необхідною умовою побудови безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил, оскільки гарантує наявність робочої області визначення функції інформаційного критерію.

#### SUMMARY

#### LEARNING PARAMETERS OPTIMIZATION OF DECISION SUPPORT SYSTEM

*S. Djulgam, V.O. Vostotskyi,  
Sumy State University, Sumy*

*The information-extreme algorithm of learning of decision support system is overviewed. Modified algorithm realizes parallel optimization of control tolerances system which is based on different measure scales. Learning algorithm of decision support system provides the existing of*

*information optimization criterion's working field, which is the necessary condition for infallible by learning matrix decision synthesis.*

**Key words:** *information-extreme algorithm of learning, decision support system, information optimization, criterion.*

## **СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ**

1. Автоматизація технологічних процесів і виробництв харчової промисловості: підручник / А.П. Ладанюк, В.Г. Трегуб, І.В. Ельперін, В.Д. Цюцюра. – Київ: Аграрна освіта, 2001.– 224 с.
2. Сцинтиляционные материалы: автоматизированное выращивание / В.С. Суздаль, П.Е. Стадник, Л.И. Герасимчук, Ю.М. Епифанов. - Харьков: «ИСМА», 2008.–260 с.
3. Васильев В. И. Распознающие системы: справочник / В.И. Васильев. - 2-е изд., перераб. и доп.– Киев: Наукова думка, 1983.– 422 с.
4. Vapnik V., Statistical Learning Theory, John Wiley&Sons. - New York, 1998. – 732 p.
5. Фукунага К. Введение в статистическую теорию распознавания образов: пер. с англ. – М.: Наука, Главная редакция физико-математической литературы, 1979. - 368с.
6. 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.
7. Довбиш А.С. Основи проектування інтелектуальних систем: навчальний посібник / А.С. Довбиш. - Суми: Видавництво СумДУ, 2009.– 171 с.
8. Довбиш А.С. Оптимізація контрольних допусків на ознаки розпізнавання в інформаційно-екстремальних методах автоматичної класифікації / А.С. Довбиш, М.В. Козинець, С.М. Котенко // Вісник Сумського державного університету. Серія Техніка. - 2007. - №1. – С. 169-178.

*Надійшла до редакції 27 липня 2010 р.*