

АВТОМАТИКА ТА ІНФОРМАЦІЙНО-ВИМІРЮВАЛЬНА ТЕХНІКА

УДК 681.518:004.93'.1

І. В. Кузьмін¹
О. Б. Берест²

ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНА СИСТЕМА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ З ГІПЕРЦИЛІНДРОЇДНИМИ ВИРІШАЛЬНИМИ ПРАВИЛАМИ

¹Вінницький національний технічний університет;

²Сумський державний університет

Запропоновано інформаційно-екстремальний метод оптимізації параметрів навчання системи підтримки прийняття рішень з гіперциліндроїдними вирішальними правилами. Розглянуто відновлення оптимального гіперциліндроїдного контейнера класів розпізнавання, побудованого в радіальному базисі бінарного простору ознак розпізнавання, на прикладі керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів із розплаву.

Ключові слова: система підтримки прийняття рішень, інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія, розпізнавання, навчання, критерій Кульбака, сцинтиляційний монокристал, гіперциліндр.

Вступ

Одним із шляхів досягнення подальшого прогресу в галузі автоматизації технологічних процесів є створення інтелектуальних систем керування із застосуванням ідей і методів машинного навчання та розпізнавання образів. Проте, більшість відомих методів навчання систем підтримки прийняття рішень (СППР), які є обов'язковою складовою автоматизованих систем керування технологічними процесами, мають низку недоліків, пов'язаних з ігноруванням перетину класів розпізнавання у просторі ознак і довільних початкових умов керованого технологічного процесу, що має місце у практичних задачах керування [1—5]. Ці проблеми вирішуються в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) аналізу та синтезу здатних навчатися СППР, яка дозволяє в процесі навчання системи максимізувати її інформаційну спроможність [6—8]. У працях [9—11] запропоновано використання інформаційно-екстремального класифікатора з побудованими в радіальному базисі простору ознак гіперсферичними контейнерами класів розпізнавання. Але у випадку складних, витягнутих конфігурацій необхідно переходити до побудови контейнерів класів розпізнавання складніших геометричних форм, наприклад, у вигляді гіпереліпсоїдів [12, 13]. При цьому підвищення функціональної ефективності навчання СППР досягалося за рахунок збільшення обчислювальної трудомісткості, що, в свою чергу, призводило до суттєвого зменшення оперативності машинного навчання. В роботі [14] обґрунтовано доцільність оптимізації параметрів навчання з використанням гіперциліндроїдного класифікатора, що дозволяє отримати меншу обчислювальну трудомісткість алгоритму навчання у порівнянні з гіпереліпсоїдним.

Таким чином, *метою роботи* є розроблення інформаційно-екстремального алгоритму навчання СППР з побудовою контейнерів гіперциліндроїдної форми для синтезу класифікатора, який враховує витягнутий розподіл реалізацій класів розпізнавання в просторі ознак. Крім того, відбувається порівняльний аналіз розробленого алгоритму з аналогічним з використанням контейнерів гіперсферичної форми в рамках задачі автоматизованого керування технологічним процесом вирощування монокристалів.

Результати дослідження

Розглянемо формалізовану постановку задачі інформаційного синтезу СППР, що навчається. Нехай для заданого алфавіту класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = 1, M\}$, що характеризують M функціо-

нальних станів СППР для керування технологічним процесом, сформована багатовимірною навчальною матрицею $\|y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}; j = \overline{1, n}\|$ типу «об'єкт–властивість», в якій кожний рядок $\{y_{m,i}^{(j)} | i = \overline{1, N}\}$ є вектором-реалізацією класу X_m^o , де N — кількість ознак розпізнавання, а кожний стовпець — випадкова навчальна вибірка $\{y_{m,i}^{(j)} | j = \overline{1, n}\}$, де n — обсяг вибірки. Також дано структурований вектор параметрів навчання СППР $g = \langle x_m, d_m, r_{m1}, r_{m2} \rangle$ з відповідними обмеженнями, де x_m — еталонний (усереднений) вектор-реалізація образу, вершина якого визначає геометричний центр контейнера класу X_m^o ; d_m — радіус гіперсферичного контейнера класу X_m^o ; r_{m1} і r_{m2} — відповідно, поперечний і поздовжній радіуси гіперциліндроїда.

Задача навчання СППР полягає в оптимізації координат вектора g шляхом пошуку глобального максимуму усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) навчання системи в робочій (допустимій) області визначення його функції

$$\bar{E}^* = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m,$$

де E_m — КФЕ навчання СППР розпізнавати вектори-реалізації класу X_m^o .

Як КФЕ навчання СППР в ІЕІ-технології широко використовується модифікована інформаційна міра Кульбака у вигляді [1, 17]

$$E_m^{(k)} = \log_2 \left(\frac{10^{-r} + 2 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d))}{\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d) + 10^{-r}} \right) \left[1 - (\alpha_m^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)) \right], \quad (1)$$

де $\alpha_m^{(k)}(d)$ — помилка першого роду прийняття рішення на k -му кроці навчання; $\beta_m^{(k)}(d)$ — помилка другого роду; d — дистанційна міра, яка визначає радіуси гіперсферичних контейнерів, побудованих в радіальному базисі простору Хеммінга; r — кількість цифр у мантисі значення критерію $E_m^{(k)}$, яка введена в формулу для виключення поділу на нуль.

Нормовану модифікацію критерію (1) можна подати у вигляді

$$E_m^{(k)} = \frac{E_m^{(k)}}{E_{\max}^{(k)}}, \quad (2)$$

де $E_{\max}^{(k)}$ — максимальне значення інформаційного критерію, коли $\alpha_m^{(k)}(d) = \beta_m^{(k)}(d) = 0$ для формули (1).

З метою зменшення обчислювальної трудомісткості алгоритмів навчання СППР побудова контейнерів класів розпізнавання в методах ІЕІ-технології здійснюється в радіальному базисі простору ознак. В роботі [1] відновлення в процесі навчання оптимального контейнера запропоновано здійснювати у вигляді гіперсфери, що є виправданим за нормального розподілу векторів-реалізацій в просторі ознак розпізнавання. Але у загальному випадку конфігурація розподілу векторів-реалізацій образів може мати витягнуту по осям координат форму. Це є однією з причин, що на практиці відновлення оптимальних контейнерів гіперсферичної форми не завжди гарантує побудову в процесі навчання безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил. Тоді виникає необхідність переходу до інших форм контейнерів класів розпізнавання. При цьому незмінною умовою є те, що вони так само відновлюються в радіальному базисі простору ознак, оскільки ця вимога мінімізує обчислювальну трудомісткість їх побудови в багатовимірному просторі. При цьому доцільно процес навчання поділити на два етапи. На першому етапі відновлюються гіперсферичні контейнери і, якщо КФЕ навчання СППР не досягає свого граничного максимального значення, що свідчить про наявність помилок першого або другого роду, то згідно з принципом відкладених рішень здійснюється перехід до другого етапу навчання з відновленням контейнерів іншої форми. При цьому побудований на першому етапі навчання гіперсферичний контейнер класу розпізнавання розглядається як габарит, в якому відновлюється новий контейнер за умови, що їх геометричні центри збігаються.

Розглянемо можливість побудови в багатовимірному бінарному просторі Хеммінга роздільної

гіперповерхні циліндроїдної форми. Для простоти обчислень будемо вважати, що вектор-реалізація класу, що характеризує функціональний стан технологічного процесу, складається із п'яти ознак. В цьому випадку кількість всіх варіацій двійкових векторів-реалізацій не буде перевищувати 32, оскільки кожна ознака вектора може набувати лише одне з двох значень. Будемо вважати, що після застосування базового алгоритму навчання СППР [1, 9—11] визначено шляхом статистичного усереднення координат векторів-реалізацій двійковий еталонний вектор класу розпізнавання X_1^0 , який характеризує найбажаніший функціональний стан технологічного режиму. При цьому вершина еталонного вектора визначає геометричний центр гіперсферичного контейнера класу X_1^0 . Припустимо, що еталонний вектор дорівнює $x_1 = \langle 01100 \rangle$. Для визначення кодових відстаней від еталонного вектора x_1 до кожної з тридцяти одної можливої реалізації побудуємо, відповідно, низку кіл з центром у його вершині. При цьому, як показано на рис. 1, значення радіусів цих кіл змінюються від одиниці до п'яти, а на колах показано у вигляді точок вершини інших реалізацій з урахуванням їх кодових відстаней від центру.

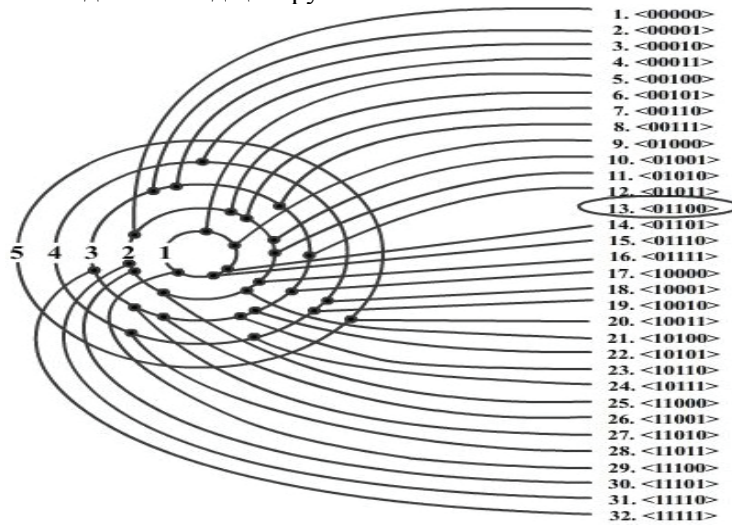


Рис. 1. Розподіл векторів-реалізацій відносно еталонного вектору в бінарному просторі

Аналіз рис. 1 показує, що для цього випадку більшість реалізацій розташовуються на відстані в дві та три кодові одиниці від еталонного вектора. Точніший аналіз розподілу вказує на те, що кількість реалізацій на кожному з кіл можна знайти, використовуючи формули комбінаторики, а саме як число комбінацій із n (кількість ознак) по m (кодова відстань) елементів (табл. 1). При цьому такий розподіл буде характерний для будь-якого еталонного вектора, який складатиметься з п'яти ознак.

Таблиця 1

Розподіл векторів-реалізацій відносно еталонного вектору в бінарному просторі

Радіус гіперсфери	Кількість реалізацій	Формула для обчислення, C_n^m
0	1	$C_n^m = C_5^0 = C_5^5 = \frac{5!}{0!5!} = 1$
1	5	$C_n^m = C_5^1 = C_5^4 = \frac{5!}{1!4!} = 5$
2	10	$C_n^m = C_5^2 = C_5^3 = \frac{5!}{2!3!} = 10$
3	10	$C_n^m = C_5^2 = C_5^3 = \frac{5!}{2!3!} = 10$
4	5	$C_n^m = C_5^1 = C_5^4 = \frac{5!}{1!4!} = 5$
5	1	$C_n^m = C_5^0 = C_5^5 = \frac{5!}{0!5!} = 1$

Таким чином, максимальна кількість можливих реалізацій, розташованих на одній відстані від центра гіперсфери дорівнює

$$C_n^m = \frac{n!}{m!(n-m)!}, \quad (1)$$

де n — кількість ознак в векторах-реалізаціях; m — поточний радіус гіперсфери.

У випадку, коли кількість векторів-реалізацій перевищує цей максимум, відбувається їх накладання в певних точках бінарного простору, що займає додатковий час для обчислення алгоритмів, але вже не впливає на критерій функціональної ефективності навчання СППР. Це робить недоцільним використання всіх реалізацій в навчальних матрицях при оптимізації параметрів навчання.

Допустимо, що після навчання СППР за базовим алгоритмом знайдено оптимальний радіус гіперсферичного контейнера класу X_1^o , який в просторі Хеммінга дорівнює двом кодовим одиницям. Для цього випадку проєкції векторів-реалізацій, які потрапляють в межі гіперсфери, показано на рис. 2. Аналіз рис. 2 показує, що повністю укомплектована множина всіх допустимих двійкових реалізацій, які можуть розташовуватися від еталонного вектора на такій відстані, дорівнює 15. Крім того, серед векторів-реалізацій існують дуже відмінні між собою (наприклад, пара векторів $\langle 00000 \rangle$ та $\langle 11110 \rangle$ відрізняються на чотири кодові одиниці тощо), що не виключає їх належність до різних класів. Тому для «відсіювання» реалізацій інших класів виникає необхідність заміни гіперсферичної форми контейнера на більш видовжену гіперциліндроїдну.

В класичній геометрії циліндроїдом є лінійна поверхня третього порядку, яка обмежена знизу областю $D \subset XOY$, зверху — частиною поверхні $z = f(x, y)$, а по боках — циліндричною поверхнею з формулюючими, які паралельні осі OZ (рис. 3).

Аналіз рис. 3 показує, що для побудови циліндроїда слід визначити такі параметри, які характеризують його форму та розміри:

- центр циліндроїда C — математичне сподівання ознак реалізацій одного класу;
- довжина головної півосі циліндроїда R_1 , початком якої є точка C ;
- радіус циліндроїда R_2 .

При цьому розглянемо два випадки: а) циліндроїд вписаний в гіперсферу з оптимальним радіусом (піввіссю R_1), визначеним на етапі навчання СППР;

б) циліндроїд з піввіссю, яка може перебільшувати радіус R_1 оптимальної гіперсфери.

Оскільки в ІЕІ-технології відновлення в процесі навчання контейнерів класів здійснюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання, то центр циліндроїда C збігається з центром гіперсферичного контейнера, який визначається вершиною двійкового еталонного вектора. Щодо побудови гіперциліндроїда в бінарному просторі необхідно враховувати такі його особливості. Наприклад, побудова лінії в багатовимірному бінарному просторі є невизначеною. Це пояснюється тим, що в евклідовому просторі будь-яку лінію можна охарактеризувати двома точками, що належить їй, то в бінарному просторі координати цих точок можуть накладатися. Також в бінарному просторі не розглядається поняття «кут». Таким чином, за головну піввісь циліндра R_1 можна розглядати лише таку лінію, яка з'єднує будь-яку точку з центром циліндроїда C . А оскільки у гіперциліндра існує дві півосі, то доцільно розглядати пару таких точок. При цьому головна вісь в залежності від просторового розташування цих точок може розглядатися як ламана лінія. Згідно з рис. 2, припускаючи, що $R_1 = 2$, такі точки розташовані на відстані дві кодові одиниці від точки C , а їх кількість дорівнює 10. Таким чином, є можливість перебрати усі пари відомих точок, змінюючи довжину півосі $R_1 \in [1; R]$ та радіусу основи циліндроїда $R_2 \in [1; R]$, де R — радіус гіперсферичного контейнера, відновленого на етапі навчання СППР за інформаційно-екстремальним алгоритмом [1]. Повний перебір геометричних габаритів дає змогу побудувати K циліндроїдів як для випадку а), так і для б), де K визначається за формулою

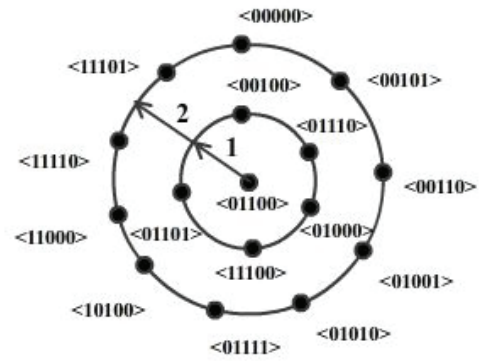


Рис. 2. Розподіл векторів-реалізацій в межах гіперсфери базового класу

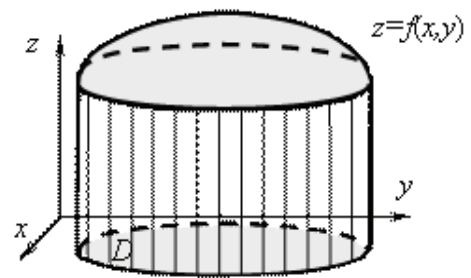


Рис. 3. Класичне представлення циліндроїда в геометрії

$$K = R \cdot \sum_{i=1}^R C_n^{m(R^i)} = R \cdot \sum_{i=1}^R C^2 \frac{n!}{m(R^i)!(n-m(R^i))!} = R \cdot \sum_{i=1}^R \frac{\left[\frac{n!}{m(R^i)!(n-m(R^i))!} \right]!}{2! \left[\frac{n!}{m(R^i)!(n-m(R^i))!} - 2 \right]!}, \quad (3)$$

де $C_n^{m(R^i)}$ — кількість точок розташованих на відстані i від центра гіперсфери, яка визначається за формулою (1).

Для нашого випадку кількість можливих побудованих гіперциліндрів буде дорівнювати:

$$K = R \cdot \sum_{i=1}^R C_n^{m(R^i)} = 2 \cdot \sum_{i=1}^2 C^2 \frac{5!}{m(R^i)!(5-m(R^i))!} =$$

$$= 2 \cdot \left[\frac{\left[\frac{5!}{1!(5-1)!} \right]!}{2! \left[\frac{5!}{1!(5-1)!} - 2 \right]!} + \frac{\left[\frac{5!}{2!(5-2)!} \right]!}{2! \left[\frac{5!}{2!(5-2)!} - 2 \right]!} \right] = 2 \cdot (10 + 45) = 110.$$

Залишається нерозглянутим питання належності вектора-реалізації до контейнера гіперциліндрорідної форми. Необхідна та достатньою умовою для визначення належності вектора-реалізації λ до класу X_m^o , наведена в [9] є грубою та не враховує особливості бінарного простору.

Оскільки побудова геометричної фігури в бінарному просторі можлива тільки за дистанційним принципом, тобто спираючись на кодову відстань між точками, то задачу належності вектора-реалізації λ до класу розпізнавання, представленого контейнером гіперциліндрорідної форми, можна звести до задачі потрапляння точки λ в межі прямокутника $ABCO_1$ в двовимірному просторі (рис. 4). Довжини сторін прямокутника, відповідно, дорівнюють головній півосі циліндроїда R_1 та радіусу основи R_2 , O_1 та O_2 — пара точок, які є центрами основ гіперциліндра в бінарному просторі Хеммінга.

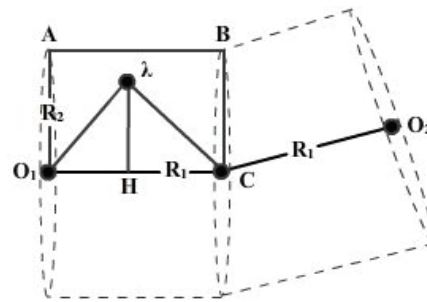


Рис. 4. Положення вектора-реалізації відносно контейнера

Таким чином, чи належить реалізація λ до контейнера розглядуваного класу буде визначатися системою нерівностей

$$\begin{cases} \text{if } (\lambda H < BC) \ \&\& \ (HC < O_1 C) \ \lambda \in X_m \\ \text{else } \lambda \notin X_m. \end{cases} \quad (4)$$

Так як значення відрізків BC та $O_1 C$ відомі, постає задача визначення довжин відрізків λH та HC . Довжини відрізків λC та λO_1 визначаються як відстань Хеммінга між парами точок λ , C та λ , O_1 , координати яких відомі. Для знаходження довжини HC скористаємося тим, що прямокутні трикутники $\Delta H\lambda C$ і $\Delta O_1\lambda H$ мають спільний катет λH , тоді з рівняння

$$O_1\lambda^2 - (O_1 C - HC)^2 = \lambda C^2 - HC^2 \quad (5)$$

знаходимо

$$HC = \frac{O_1\lambda^2 - O_1 C^2 - \lambda C^2}{2 \cdot O_1 C}. \quad (6)$$

Відповідно, з прямокутного трикутника $\Delta H\lambda C$ знаходимо величину невідомого катета λH :

$$\lambda H = \sqrt{\lambda C^2 - \left(\frac{O_1\lambda^2 - O_1 C^2 - \lambda C^2}{2 \cdot O_1 C} \right)^2}. \quad (7)$$

Усі величини в формулі (7) відомі або можуть бути розрахованими як відстані в бінарному про-

сторі Хеммінга. Це дає можливість виконати обчислення за формулою (6) і однозначно визначити належність реалізації до контейнера розглядуваного класу. Визначення належності вектора-реалізації до класу X_m^0 здійснюється за алгоритмом:

— обчислення відстаней λ_{O_2} та λ_{O_1} для визначення просторового положення вектора-реалізації відносно половин гіперциліндра, на які поділяє його точка С;

— за умови $\lambda_{O_2} > \lambda_{O_1}$ подальші обчислення проводяться за формулами (6) та (7), в іншому випадку — так само за цими формулами, але із заміною величини λ_{O_1} на λ_{O_2} ;

— остаточне рішення про належність реалізації до класу X_m^0 здійснюється за формулою (4).

Використовуючи запропонований алгоритм та модель навчальної матриці з 5 ознаками, розглянемо розподіл всіх можливих реалізацій в гіперциліндрі до контейнеру за повного перебору його геометричних габаритів. Результати розрахунків для різних значень розмірів контейнерів класів розпізнавання згідно з рис. 2 і рис. 4 наведено в табл. 2.

Таблиця 2

Розподіл векторів-реалізацій відносно гіперциліндрі до контейнера

Габарити гіперциліндра	$R_1 = 3, R_2 = 2$ $O_1 = \langle 00001 \rangle$ $O_2 = \langle 10000 \rangle$	$R_1 = 3, R_2 = 2$ $O_1 = \langle 00001 \rangle$ $O_2 = \langle 10101 \rangle$	$R_1 = 3, R_2 = 2$ $O_1 = \langle 00001 \rangle$ $O_2 = \langle 10110 \rangle$	$R_1 = 3, R_2 = 2$ $O_1 = \langle 00001 \rangle$ $O_2 = \langle 11001 \rangle$	$R_1 = 3, R_2 = 2$ $O_1 = \langle 00001 \rangle$ $O_2 = \langle 11010 \rangle$
Кількість векторів, які належать контейнеру	6	6	4	6	4
Кількість векторів, які не належать контейнеру	20	20	22	20	22

Аналіз табл. 2 показує, що вдалося відокремити в кожному випадку низку векторів-реалізацій, які можуть відноситися до контейнерів інших класів.

Побудова гіперциліндрі до контейнерів в процесі навчання СППР здійснювалася для двох класів розпізнавання, що, відповідно, характеризували заданий технологічний режим вирощування скінтіляційних монокристалів та відхилення від нього. При цьому реалізовано інформаційно-екстремальний алгоритм навчання з паралельною оптимізацією системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання [1, 12] за нормованим критерієм (2).

Для формування навчальних матриць використовувалися архівні тренди попередніх вирощувань великогабаритних лужно-галоїдних монокристалів NaI(Tl). Навчальна матриця складалася з 30 векторів-реалізацій, кожний з яких включав 20 структурованих первинних і вторинних ознак технологічного процесу. Графік залежності критерію функціональної ефективності від параметра поля контрольних допусків δ , отриманий в процесі навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання показано на рис. 5.

Аналіз рис. 5 показує, що оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = \pm 57$ (тут і далі у відсотках від номінальних значень ознак розпізнавання) за максимального середнього значення КФЕ $E^* = 0,44$. Аналогічний графік у випадку гіперсферичних форм контейнерів показано на рис. 6.

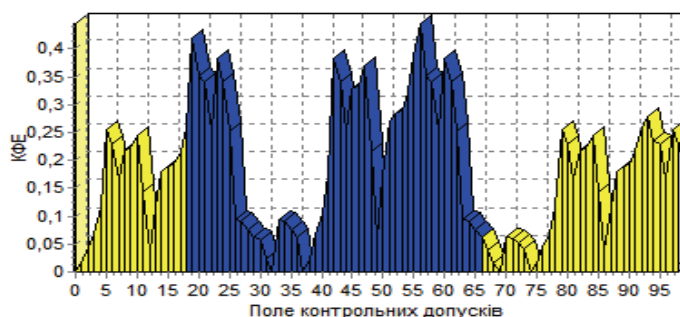


Рис. 5. Графік залежності КФЕ навчання СППР від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання

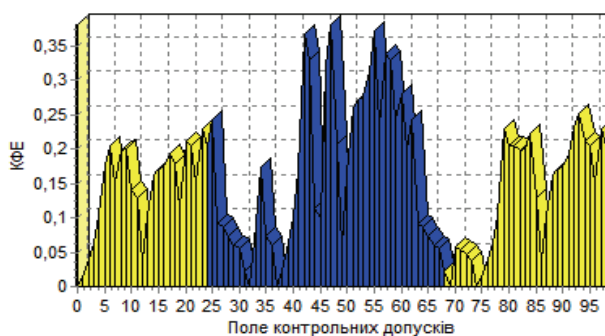


Рис. 6. Графік залежності КФЕ навчання СППР від параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання у випадку гіперсферичної форми контейнерів

На рис. 5 і рис. 6 темні ділянки графіків позначені робочі (допустимі) області визначення функції інформаційного критерію оптимізації параметрів навчання.

Аналіз рис. 6 показує, що оптимальне значення параметра поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання дорівнює $\delta^* = \pm 47$ за максимального середнього значення КФЕ $E^* = 0,39$.

Таким чином значення критерію у випадку побудови гіперциліндроїдних вирішальних правил перевищує його значення у порівнянні з гіперсферичними. Але відносно невеликі значення максимумів КФЕ свідчать про досить високу ступінь перетину класів розпізнавання в просторі ознак, а їх невелика різниця — про відносно високу компактність векторів-реалізацій досліджуваних класів розпізнавання.

Висновки

Циліндроїдна форма контейнера дає можливість побудови точнішого розбиття бінарного простору на класи розпізнавання, що, в свою чергу, підвищує достовірність класифікації СППР функціональних станів технологічного процесу. У загальному випадку, який передбачає наявність довільних конфігурацій розподілів векторів-реалізацій класів розпізнавання, для побудови високо достовірних вирішальних правил необхідно, згідно з принципом відкладених рішень О. Г. Івахненка, здійснювати оптимізацію додаткових параметрів, що впливають на функціональну ефективність навчання СППР.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Довбиш А. С. Основи проектування інтелектуальних систем : навч. посіб. / А. С. Довбиш // Суми : вид-во СумДУ, 2009. — 171 с.
2. Евменов В. П. Интеллектуальные системы управления / В. П. Евменов. — М. : Книжный дом «ЛИБРОКОМ». — 2009.
3. Turban E. Decision Support Systems and Intelligent Systems / E. Turban, J. Aronson, T. Liang. — Yogyakarta : Andi, — 2008. — P. 574.
4. Hastie T. The Elements of Statistical Learning. Data Mining, Inference, and Prediction / T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman. — Series : Springer Series in Statistics. — 2nd ed. 2009. — 745 p.
5. Duda R. O. Pattern classification / R. O. Duda, P. E. Hart, D. G. Stork : second ed. — New York : John Wiley&Sons. — 2001. — 738 p.
6. Кузьмін І. В. Оптимізація словника ознак розпізнавання для інформаційно-екстремального унімодального класифікатора / І. В. Кузьмін, В. В. Москаленко // Вісник Вінницького політехнічного інституту. — 2012. — № 5. — С. 91—97.
7. Москаленко В. В. Ієрархічний інформаційно-екстремальний класифікатор / В. В. Москаленко, С. А. С. М. Джулгам // Радіоелектронні і комп'ютерні системи : наук.-техн. журнал. — 2012. — № 3(55). — С. 86—93.
8. Берест О. Б. Інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи керування вирощуванням скінтіляційних монокристалів. / О. Б. Берест, А. С. Довбиш, Ю. С. Козьмін // Вісник НТУ «ХПІ» : зб. наук. праць. / Системний аналіз, управління та інформаційні технології : темат. вип. — Харків : НТУ «ХПІ». — 2012. — № 30. — 128 с. (с. 54—60).
9. Довбиш, А. С. Оцінка функціональної ефективності навчання автоматизованої системи керування технологічним процесом / А. С. Довбиш, О. Б. Берест // Вісник СумДУ, серія «Технічні науки». Суми, 2012. — Вип. 3. — С. 38—45.
10. Берест О. Б. Использование информационной меры Кульбака как критерия эффективности СППР технологического процесса выращивания монокристаллов / О. Б. Берест // Молодые ученые в решении актуальных проблем науки : матер. IV Научно-практической конференции, г. Владикавказ, 16—18 июня 2013 р. / Владикавказ, 2013 — С. 67—69.
11. Берест О. Б. Оптимізація параметрів навчання інтелектуальної системи керування летючою пилюю [Текст] / О. Б. Берест, А. О. Панич // Автоматизовані системи управління і прибори автоматики. — Харків, 2011. — Вип. 156 — С. 34—41.
12. Довбиш А. С. Оптимізація словника ознак розпізнавання для інформаційно-екстремального гіпереліпсоїдного класифікатора / А. С. Довбиш, В. В. Москаленко // Вісник НТУ «ХПІ» : зб. наук. праць. / Системний аналіз, управління та інформаційні технології : темат. вип. — Харків : НТУ «ХПІ». — 2012. — № 30. — С. 65—77.
13. Dovbysh A. S. Information-Extreme Algorithm for Optimizing Parameters of Hyperellipsoidal Containers of Recognition Classes / A. S. Dovbysh, N. N. Budnyk, V. V. Moskalenko // Journal of automation and information sciences. — New York: Begell House Inc. — V44.i10. — 2012. — P. 35—44.
14. Берест О. Б. Методика побудови циліндроїдних вирішальних правил для СППР вирощування монокристалів / О. Б. Берест // Сучасні інформаційні системи і технології : матер. другої міжнародної науково-практичної конференції м. Суми, 21—24 травня 2013 р. — Суми : Сумський державний університет, 2013 — С. 35—36.
15. Олейник Б. В. Группы изометрий пространств Хемминга периодических последовательностей / Б. В. Олейник, В. И. Суцанский // Сибирский математический журнал. — 2013. — Т. 54, № 1. — С. 163—179.
16. Суздаль В. С. Сцинтилляционные монокристаллы : автоматизированное выращивание / В. С. Суздаль, П. Е. Стадник, Л. И. Герасимчук, Ю. М. Епифанов / ред. серии Б. В. Гринев. — Х. : ИСМА, 2009. — 259 с. : ил.
17. Kullback S. On information and sufficiency / S. Kullback, R. A. Leibler // The Annals of Mathematical Statistics. — 1951. — V. 22, № 1. — P. 79—86.

Рекомендована кафедрою автоматики та інформаційно-вимірювальної техніки ВНТУ

Кузьмін Іван Васильович — д-р техн. наук, професор, професор кафедри комп'ютерних систем управління.
Вінницький національний технічний університет;
Берест Олег Борисович — асистент кафедри комп'ютерних наук, e-mail: Berest_Oleg@mail.ru.
Сумський державний університет, м. Суми

I. V. Kuzmin¹
O. B. Berest²

Information-extreme decision support system with hypercylinder decision rules

¹ Vinnytsia National Technical University;

² Sumy State University

A new approach of the decision rules construction within the intellectual information-extreme technology is suggested in the paper. It is based on the hypercylinder container form, which increased the reliability of the DSS for process of growing scintillation single crystals from the melt.

Keywords: decision support system, intellectual information-extreme technology, pattern recognition, learning, Kulbak's criterion, scintillation monocrystal, hypercylinder.

Kuzmin Ivan V. — Dr. Sc. (Eng.), Professor, Professor of the Chair of Computer Control Systems;
Berest Oleg B. — Assistant of the Chair of Computer Sciences, e-mail: Berest_Oleg@mail.ru

И. В. Кузьмин¹
О. Б. Берест²

Информационно-экстремальная система поддержки принятия решений с гиперцилиндрoidalными решающими правилами

¹Винницкий национальный технический университет;

²Сумский государственный университет

Предложен новый подход в построении решающих правил в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии на базе контейнеров гиперцилиндрoidalной формы, что позволило увеличить достоверность работы СППР технологического процесса выращивания сцинтилляционных монокристаллов из расплава.

Ключевые слова: система поддержки принятия решений, информационно-экстремальная интеллектуальная технология, распознавание, обучения, критерий Кульбака, сцинтилляционный монокристалл, гиперцилиндр.

Кузьмин Иван Васильевич — д-р техн. наук, профессор, профессор кафедры компьютерных систем управления;

Берест Олег Борисович — ассистент кафедры компьютерных наук, e-mail: Berest_Oleg@mail.ru