УДК 681.518:004.93'.1

О. Б. БЕРЕСТ, А. С. ДОВБИШ

Сумський державний університет, Україна

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ ДВОХ- І ТРЬОХАЛЬТЕРНАТИВНОЇ СИСТЕМ ОЦІНОК РІШЕНЬ В ЗАДАЧАХ МАШИННОГО НАВЧАННЯ

Розглядаються підходи до оцінки функціональної ефективності машинного навчання СППР для керування технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів із розплаву при використанні двох- і трьохальтернативної систем оцінок рішень. Як критерії функціональної ефективності навчання застосовано модифіковані інформаційні міри Кульбака, які є функціоналами точнісних характеристик, обчислених для двох-і трьох альтернативних рішень. Проведено порівняльний аналіз систем оцінок за достовірністю розпізнавання функціональних станів технологічного процесу, оперативністю реалізації алгоритмів машинного навчання, складністю алгоритмів та використанням ресурсів обчислюваної системи.

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

Вступ

Основною тенденцією сучасного розвитку систем підтримки прийняття рішень (СППР) для задач керування є надання їм властивості адаптивності на основі машинного навчання та розпізнавання образів [1,2]. При цьому підвищення функціональної ефективності машинного навчання суттєво залежить як від вибору критерію функціональної ефективності (КФЕ), так і реалізації побудованого на його основі методу оцінки функціональної ефективності СППР. В рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технології) [3-5], основаної на максимізації інформаційної спроможності системи під час її навчання, розроблено алгоритми навчання СППР з використанням двохальтернативних систем оцінок рішень як для унімодальних (вкладених) класифікаторів [5-7], розрахованих на розподіли реалізацій класів розпізнавання з єдиним центром їх розсіювання, так і для полімодальних [7], які мають декілька центрів розсіювання. Але на практиці, наприклад, як це має місце при керуванні технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів із розплаву [8], часто виникає ситуація, коли побудовані в процесі навчання вирішальні правила не враховують всі можливі конфігурації розподілів реалізацій класів розпізнавання, що призводить до зменшення достовірності визначення функціонального стану технологічного процесу. В цьому випадку виникає необхідність застосування узагальненого полімодального класифікатора, що в більшій мірі відповідає реальним функціональним станам складного технологічного процесу, побудованого на трьохальтернативній системі оцінок рішень.

В статті розглядаються питання інформаційного синтезу СППР на базі двох-і трьохальтернативних систем оцінок рішень і їх порівняльний аналіз.

Постановка задачі

Нехай задано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o \mid m = \overline{1,M}\}$, які характеризують три можливі технологічні режими вирощування сцинтиляційних монокристалів «Норма», «Менше норми» і «Більше норми». За результатами аналізу архівних даних попередніх вирощувань монокристалів на ростовій установці «РОСТ» сформовано навчальну матрицю $\| y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1,N}; j = \overline{1,n} \|$, де N, n – відповідно кількість ознак розпізнавання і реалізацій класу розпізнавання. Відомий структурований вектор параметрів навчання СППР $g =< g_1, ..., g_\xi, ..., g_\Xi >$, які безпосередньо впливають на функціональну ефективність її навчання.

В процесі машинного навчання СППР необхідно побудувати вирішальні правила шляхом ітераційної оптимізації координат вектора g, які забезпечують глобальний максимум усередненого за алфавітом класів розпізнавання інформаційного КФЕ, обчисленого в робочій (допустимій) області визначення його функції. При цьому з метою порівняння функціональної ефективності машинного навчання значення КФЕ обчислюють для двох- і трьохальтернативних рішень.

Таким чином, в рамках ІЕІ-технології машинне навчання СППР розглядається як процес оптимізації параметрів функціонування, які впливають на її функціональну ефективність.

© О. Б. Берест, А. С. Довбиш

Інформаційні критерії оптимізації параметрів навчання

Для полімодального класифікатора у випадку M-альтернативних рішень запропоновано модифікацію інформаційного критерію Кульбака, який обчислюється на k-му кроці навчання

$$E^{(k)} = \frac{1}{2^M}\left(2\left(\sum_{i=1}^{M} D_{i,m}^{(k)}\right) - M\right)\log_2 \frac{\sum_{i=1}^{M} D_{i,m}^{(k)}}{\left(M - \sum_{i=1}^{M} D_{i,m}^{(k)}\right)}, \quad (1)$$

де $D_{i,m}^{(k)}$ – перша достовірність, оцінкою якої є частота правильно віднесених векторів-реалізацій з навчальної матриці $\| y_{m,i}^{(j)} \|$ до m-го класу.

У частинному випадку для M=3 КФЕ (1) приймає вигляд

$$E^{(k)} = \frac{1}{8}\left(2\left(D_1^{(k)} + D_2^{(k)} + D_3^{(k)}\right) - 3\right)\cdot \cdot\log_2 \frac{D_1^{(k)} + D_2^{(k)} + D_3^{(k)}}{\left(3 - D_1^{(k)} - D_2^{(k)} - D_3^{(k)}\right)}. \quad (2)$$

З іншого боку модифікацію усередненого за алфавітом класів розпізнавання критерію Кульбака для двохальтернативної системи оцінок прийняття рішень подамо у вигляді

$$E^{(k)} = \frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M} \log_2 \left(\frac{1 + \sum_{i=1}^{2} D_{i,m}^{(k)}}{1 - \sum_{i=1}^{2} D_{i,m}^{(k)}} \right) \cdot \left[\sum_{i=1}^{2} D_{i,m}^{(k)} \right]. \quad (3)$$

Таким чином, в рамках IEI-технології при відновленні контейнерів класів розпізнавання, що будуються в радіальному базисі простору ознак, інформаційний КФЕ навчання СППР можна розглядати як функціонал від точнісних характеристик.

Формування навчальної матриці

Оскільки процес порівняння класифікаторів на базі двох- і трьохальтернативних рішень доцільно проводити на однакових вхідних даних, то формування навчальної матриці для трьох класів розпізнавання здійснювалося на прикладі системи керування технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів із розплаву.

Як відомо задача керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів із розплаву зводиться до стабілізації діаметра монокристалу як непрямого показника його якості. Будемо вважати, що клас X_1^o характеризує найкращий технологічний режим «Норма», який забезпечує відповідність кінцевого продукту стандарту якості. Інші два класи X_2^o та X_3^o характеризують відхилення показників якості від норми відповідно в бік зменшення («Менше норми») та збільшення («Більше норми»).

Формування навчальної матриці здійснювалося за архівними даними, одержаними при вирощуванні монокристалів із розплаву на установці типу «РОСТ». При цьому навчальна матриця кожного класу складалася із 45 векторів-реалізацій, кожний із яких мав по 30 первинних і вторинних ознак розпізнавання. Після цифрової обробки даних та використання методу головних компонент [9-10] в пакеті MatLab R2012b отримали розподіл реалізацій класів розпізнавання в просторі ознак, показаний на рис. 1.

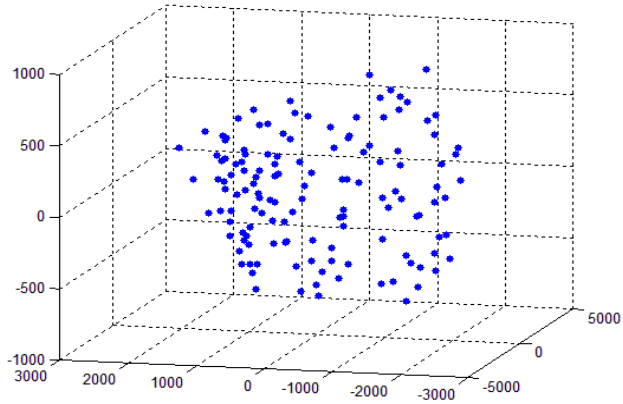


Рис. 1. Візуалізація розподілу векторів – реалізацій класів розпізнавання після редукції простору ознак

Аналіз рис. 1 показує, що існує три скупчення реалізацій класів розпізнавання, між якими відсутня чітка межа, а умовне проведення роздільних гіперповерхонь, як це показано на рис. 2, свідчить, що класи перетинаються.

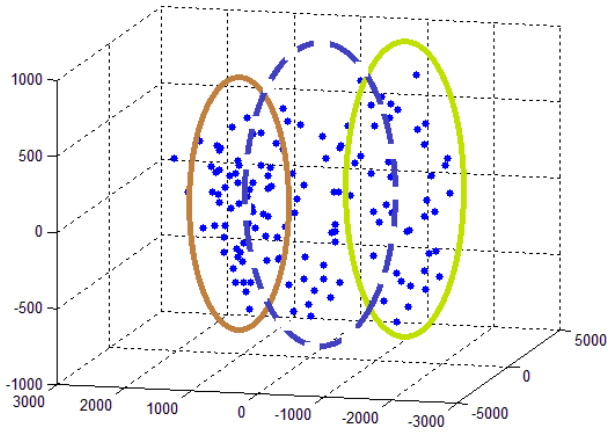


Рис. 2. Розподіл класів розпізнавання, що перетинаються

Таким чином, можна констатувати, що апріорне розбиття простору ознак на класи розпізнавання в практичних задачах є нечітким.

Алгоритм побудови полімодальних вирішальних правил при трьохальтернативних рішеннях

Розглянемо обчислювальний аспект оцінки функціональної ефективності СППР, що навчається. Аналіз виразу (2) показує, що інформаційний КФЕ є функціоналом від точнісних характеристик, значення яких, у свою чергу, залежать від геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання. При обмеженому обсязі навчальних матриць введемо такі оцінки точнісних характеристик

$$D_1^{(k)} = \frac{K_1^{(k)}}{n_{min}};\ D_2^{(k)} = \frac{K_2^{(k)}}{n_{min}};\ D_3^{(k)} = \frac{K_3^{(k)}}{n_{min}}, \qquad (4)$$

де $K^{(k)}_1$ - кількість подій, які відповідають належності розпізнаваних реалізацій класу X^0_m, що характеризує стан процесу «НОРМА», якщо вони дійсно належать навчальній матриці даного класу на k-му кроці навчання;

$K^{(k)}_2$ - кількість подій , які перебували у приналежності реалізацій класу «Менше норми», якщо вони дійсно належать навчальній матриці даного класу;

$K^{(k)}_3$ - кількість подій, які перебували у приналежності реалізацій класу «Більше норми», якщо вони дійсно належать навчальній матриці даного класу;

n_{min} - мінімальний обсяг репрезентативної навчальної вибірки.

Після відповідної підстановки оцінок точнісних характеристик (4) у вираз (2) робоча формула для обчислення трехальтернативного КФЕ набуває вигляду

$$E^{(k)} = \frac{1}{8}(2*(K_1^{(k)} + K_2^{(k)} + K_3^{(k)})/n_{min} - 3)* \\ *\log_2 \frac{K_1^{(k)} + K_2^{(k)} + K_3^{(k)}}{(3*n_{min} - K_1^{(k)} - K_2^{(k)} - K_3^{(k)})}. \qquad (5)$$

У формулі (5) підрахунок кількості подій для кожного класу розпізнавання відбувається наступним чином:

– одночасна зміна в процесі навчання радіусів контейнерів трьох класів в інтервалі $[1; d_{min}]$, де d_{min} – мінімальна міжкласова кодова відстань;

– обчислення в бінарному просторі Хеммінга кодової відстані $d(x_m \oplus x^j)$ між центрами гіперсфер і реалізаціями навчальних матриць, де x_m – еталонний вектор-реалізація, вершина якого визначає центр контейнера; x^j – j-а реалізація класу X^0_m;

– віднесення реалізації до класу розпізнавання X^0_m за максимальним значенням функції належності

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m \oplus x^j)}{r_m},$$

де r_m - поточний радіус контейнера класу X^0_m.

Порівняльний аналіз результатів фізичного моделювання

Порівняння функціональної ефективності СППР будемо здійснювати як за результатами оптимізації параметрів навчання за критеріями (2) і (3), так і складністю алгоритмів та їх оперативністю.

На рис. 3 показано одержані в процесі реалізації алгоритму навчання СППР графіки залежності критерію (3) від радіусів контейнерів класів розпізнавання при двохальтернативних рішеннях і початкових значеннях параметра поля контрольних допусків $\delta_i = \pm 40$ (у відсотках від усередненого значення і-ї ознаки).

Аналіз рис. 3 показує, що при заданому параметрі поля контрольних допусків для всіх класів розпізнавання існують робочі (допустимі) області визначення функції КФЕ, які тут і далі на графіках позначено темними ділянками. При цьому оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання дорівнюють у кодових одиницях відповідно $r_1 = 12$, $r_2 = 11$ і $r_3 = 6$, а усереднене значення критерію для трьох класів – $E^*_{сер} = 1{,}36$.

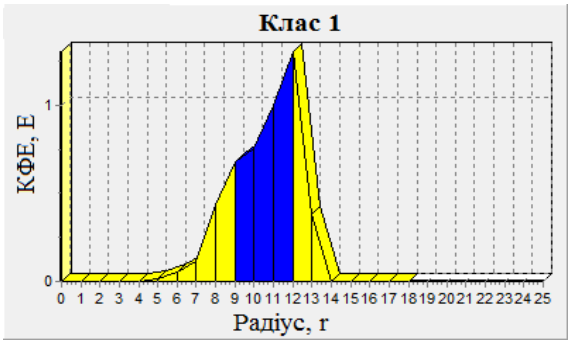
Специфіка побудови полімодальних вирішальних правил полягає в тому, що на кожному кроці навчання СППР радіус одного контейнера змінювався на задану величину при фіксованих радіусах контейнерів інших двох класів, що робить обчислення усередненого значення КФЕ недоцільним. При цьому початкові значення радіусів контейнерів приймалися нульовими, тобто центр контейнера визначався координатами еталонної вершини вектора реалізації класу розпізнавання. В процесі навчання радіуси змінювалися в допустимих межах, які визначалися мінімальною міжцентровою відстанню для трьох класів розпізнавання за правилом найближчого сусіда.

На рис. 4 показано графіки зміни кількості правильно розпізнаних реалізацій на кожному кроці навчання та збільшені фрагменти цих графіків в області максимальних значень.

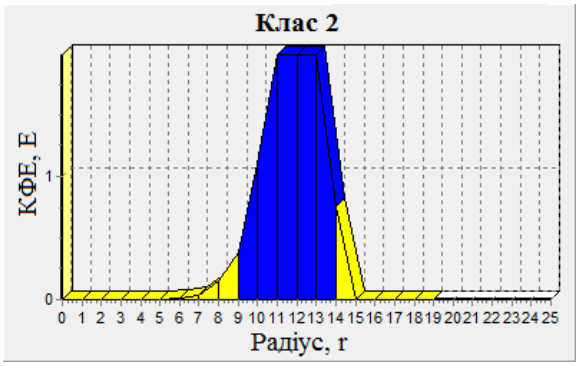
Аналіз рис. 4 показує, що при тому самому параметрі поля контрольних допусків для всіх класів розпізнавання також існують робочі області визначення КФЕ. Багатоекстремальність графіків для класів X^o_2 і X^o_3 пояснюється періодичністю переборів

радіусів контейнерів від нуля до максимального допустимого.

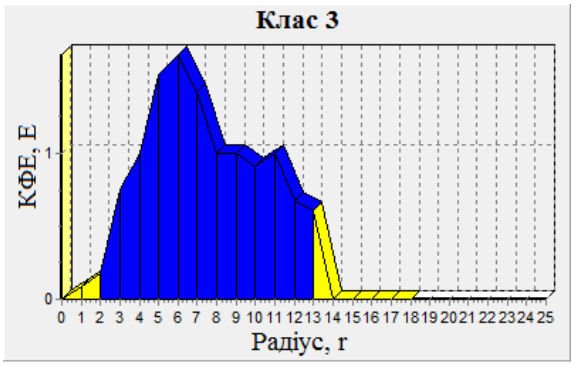
На рис. 5 показано динаміку зміни трьохальтернативного КФЕ (2) на кожному кроці навчання СППР та збільшений фрагмент в робочій області його максимальних значень.



а



б

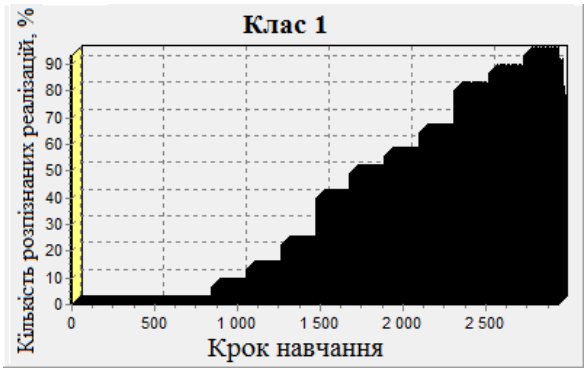


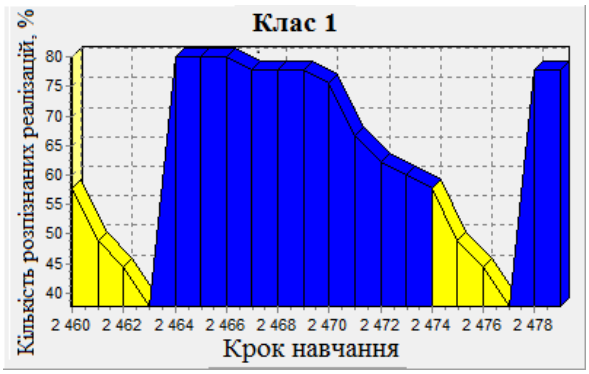
в

Рис. 3. Графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас X^0_1; б – клас X^0_2; в – клас X^0_3

Аналіз рис. 5 показує, що максимальне значення критерію в робочій області досягнуто на 2470-му кроці навчання. При цьому значення оптимальних радіусів контейнерів класів розпізнавання дорівнюють відповідно r_1=12, r_2=12 і r_3=6, а найбільше значення критерію – E^*=0,27.

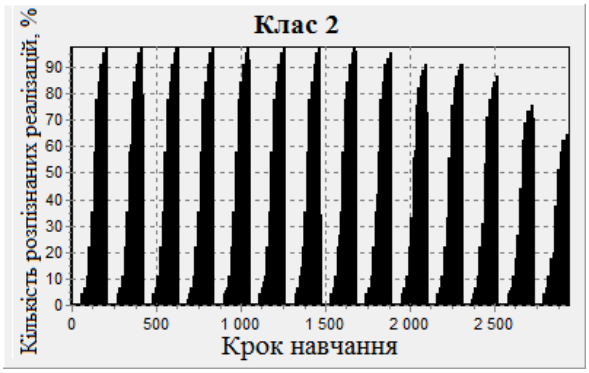
На рис. 6 показано графіки залежності двохальтернативного КФЕ (рис.6а) і трьохальтернативного КФЕ (рис. 6б) від кількості вірно розпізнаних реалізацій образів.

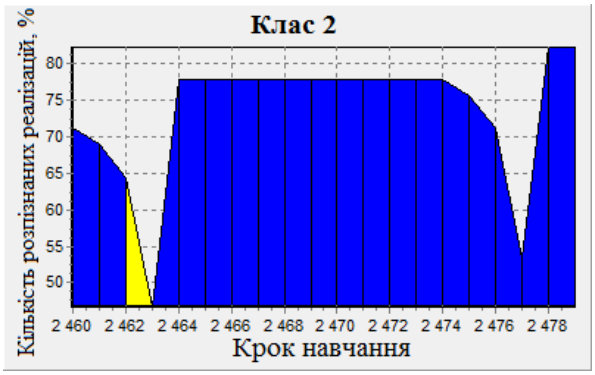




(збільшений фрагмент графіку в робочій області максимальних значень)

а

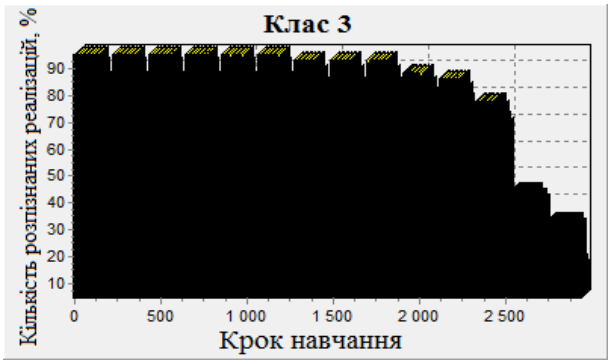


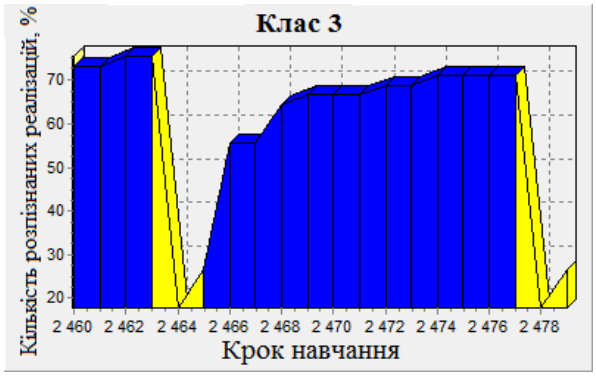


(збільшений фрагмент графіку в робочій області максимальних значень)

б

Рис. 4. Графіки залежності кількості правильно розпізнаних реалізацій від кроків навчання: а – клас X^0_1; б – клас X^0_2

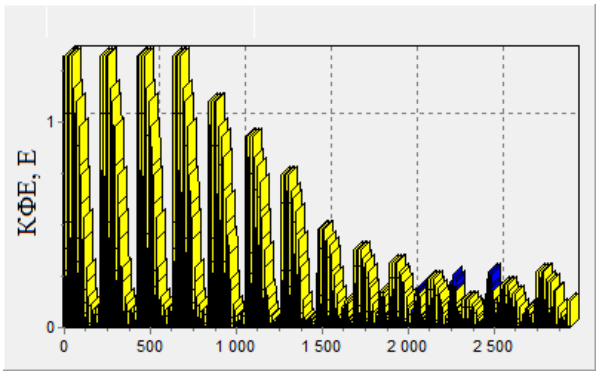




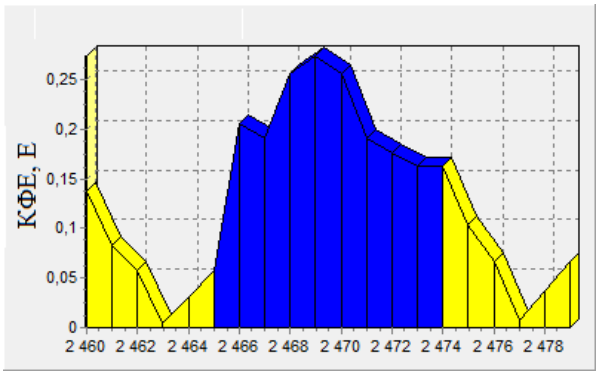
(збільшений фрагмент графіку в робочій області максимальних значень)

в

Продовження рис. 4. Графіки залежності кількості правильно розпізнаних реалізацій від кроків навчання: в – клас X^0_3

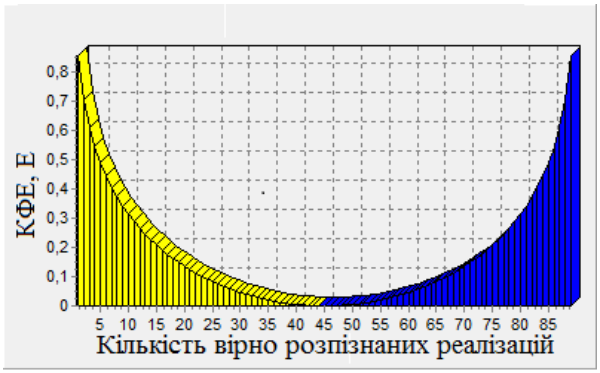


а

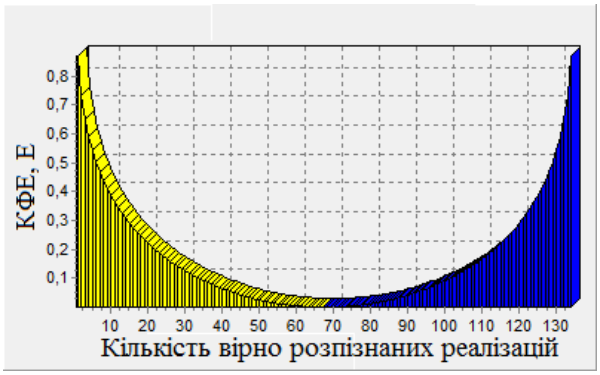


б

Рис. 5. Графік КФЕ на і-му кроці навчання (а) і фрагмент області його найбільших значень (б)



а



б

Рис. 6. Графік залежності КФЕ від кількості правильно розпізнаних реалізацій для двохальтернативної (а) і трьохальтернативної (б) систем оцінок рішень

Аналіз рис. 6 показує, що кількість реалізацій, які були правильно розпізнані при максимальному КФЕ для двохальтернативної системи оцінок рішень дорівнює 76 при їх загальній кількості 90, а для трьохальтернативної системи – 100 при загальній кількості 135, що в процентному відношенні становить 84% і 74% відповідно.

З метою підвищення функціональної ефективності СППР було реалізовано алгоритм її навчання з паралельною оптимізацією параметра δ контрольного поля допусків на ознаки розпізнавання. Результати оптимізації системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання показано на рис. 7.

Аналіз рис. 7а показує, що при оптимальному значенні параметра $\delta^*=52$ середнє значення КФЕ дорівнює $E^*_{сер}=2{,}40$, що суттєво перебільшує його значення при неоптимальному значенні δ=45 (рис. 3). Відповідний аналіз рис. 7б показує також збільшення трьохальтернативного КФЕ, який дорівнює $E^*=0{,}36$ проти $E^*=0{,}27$ (рис. 5).

І в першому і в другому випадку ще не вдалося досягти максимальних значень критерію, що свідчить про необхідність додаткової оптимізації параметрів СППР для побудови безпомилкових вирішальних правил. Але вже на даному етапі є можливість здійснити порівняння КФЕ.

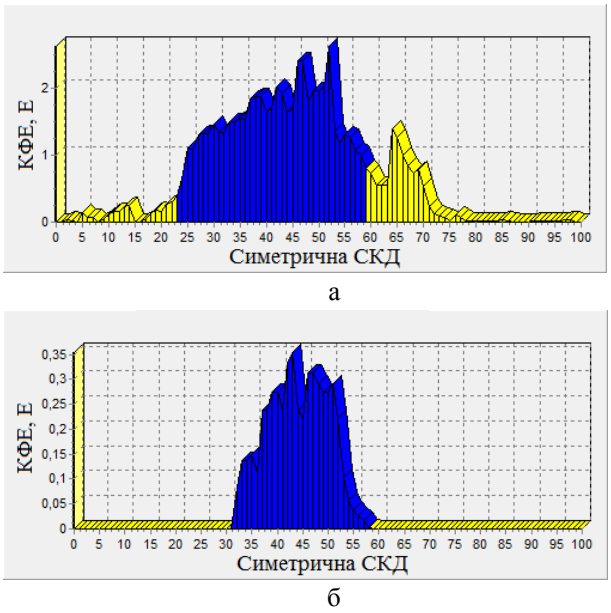


Рис. 7. Графік залежності КФЕ від системи контрольних допусків: а – двохальтернативна; б – трьохальтернативна система

Для порівняння значень критеріїв для двох- і трьохальтернативної систем оцінок рішень приведемо їх до однакової шкали вимірювання. Для цього застосуємо модифікацію нормованого критерію Кульбака [5]

$$\overline{E}^{(k)} = \frac{E^{(k)}}{E^{(k)}_{max}} \in [0;1], \qquad (6)$$

де $E^{(k)}_{max}$ – максимальне граничне значення КФЕ, що обчислюється в робочій області визначення його функції при максимальних достовірностях.

Графіки залежності нормованих критеріїв (6) від параметра δ для двохальтернативних і трьохальтернативних рішень, одержаних в процесі навчання СППР з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання, відповідно представлені на рис. 8

Аналіз рис. 8 показує, що максимальне значення КФЕ (3) при використанні двохальтернативної системи оцінок рішень перевищує майже в три рази значення трьохальтернативного критерію і дорівнює E_{max}=0,42. Але однозначно стверджувати про перевагу двохальтернативного критерію перед трьохальтернативним неможна через логарифмічну залежність їх функцій та різну загальну кількість реалізацій всіх образів, які використовуються при їх обчисленні. Так, кількість вірно розпізнаних реалізацій за критерієм (3) дорівнює 82 із 90, що становить 91%, а для трьохальтернативного критерію – 105 реалізацій із 135, що становить 77%. Така розбіжність пояснюється тим, що оцінка функціональної ефективності навчання СППР за трьохальтернативним КФЕ (2) здійснюється з урахуванням реалізацій всіх трьох класів розпізнавання, а за двохальтернативним – тільки двох найближчих класів.

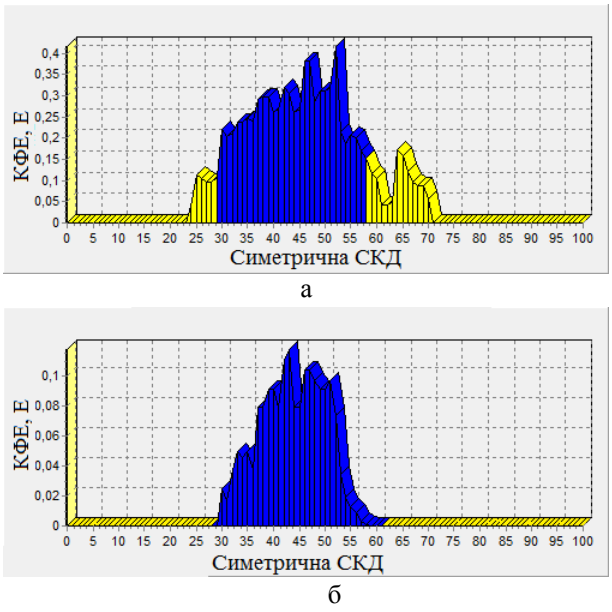


Рис. 8. Графіки залежності КФЕ від параметра поля контрольних допусків для двохальтернативної (а) і трьохальтернативної (б) систем оцінок рішень

Якщо порівнювати застосування критеріїв (2) і (3) з точки зору оперативності алгоритмів навчання з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання, то для двохальтернативної системи час навчання СППР дорівнює 1810 мс, а для трьохальтернативної – 3100 мс. Але в процесі більш детального дослідження із використанням реалізацій класів, одержаних при інших вирощуваннях сцинтиляційних монокристалів на тій самій установці «РОСТ» було встановлено, що оперативність навчання за трьохальтернативними рішеннями суттєво залежить від міжкласових відстаней і напряму впливає на кількість кроків навчання. Для випадку відносно малих міжкласових відстаней, коли має місце висока ступінь перетину класів, час навчання СППР відповідно дорівнював 4000 мс і 1300 мс за умови, що навчальна матриця для кожного класу мала 61-у реалізацію, кожна з яких складалася із 45 ознак розпізнавання.

Складність алгоритмів навчання СППР при застосуванні двох- і трьохальтернативної систем оцінок рішень виявилася однаковою і згідно праці [11] дорівнює $O(N^4)$. Крім того, одержано за допомогою інтегрованої утиліти «Монітор ресурсів» операційної системи Windows 7 такі додаткові показники роботи алгоритмів навчання за однакових умов тестування:

а) максимальне завантаження процесора – 52% та 45% для двохальтернативної та трьохальтернативної системи оцінок рішень відповідно.

б) використана оперативна пам'ять персонального комп'ютера для зберігання локальних змінних – 6 мб та 4 мб відповідно.

Двохальтернативна система оцінок рішень може бути використана для навчання системи з довільною кількістю навчальних матриць. Проте оцінка КФЕ обчислюватиметься наближено, як середнє арифметичне значення критеріїв функціональної ефективності всіх класів розпізнавання. Винятком є система з двома класами, геометричні центри контейнерів яких співпадають, тобто унімодальний випадок розміщення. Але навіть такий підхід не враховує одночасно взаєморозташування центрів усіх класів на відміну від полімодального класифікатору. А це в свою чергу запобігає виникненню аварійних ситуацій та дефектів кінцевого продукту виробництва сцинтиляційних монокристалів.

Висновки

Розглянутий порівняльний аналіз систем оцінок рішень на базі двохальтернативного та трьохальтернативного критерію Кульбака на прикладі навчання СППР для керування технологічним процесом вирощування сцинтиляційних монокристалів із розплаву дозволяє зробити такі висновки щодо застосування для обчислення КФЕ трьохальтернативної системи оцінок рішень:

а) значення КФЕ нижче у порівнянні з двохальтернативним критерієм, проте різниця кількості вірно розпізнаних реалізацій порівняно несуттєва і дорівнює лише 14 %;

б) оперативність реалізації алгоритму навчання вища у випадку відносно малих міжкласових відстаней, коли існує висока ступінь перетину класів розпізнавання, і знижується при їх збільшенні;

в) витрачається менше системних ресурсів при однаковій складності алгоритму реалізації.

Таким чином, трьохальтернативну систему оцінок рішень рекомендується застосовувати в інтелектуальній СППР для вирощування сцинтиляційних монокристалів, оскільки вона в більшій мірі враховує реальні умови даного керованого технологічного процесу.

Література

1. Краснопоясовский, А. С. Информационный синтез интеллектуальных систем управления: Подход, основанный на методе функционально - статистических испытаний [Текст] / А. С. Краснопоясовский. – Сумы : Издательство СумГУ, 2004. – 261 с.

2. Довбыш, А. С. Основы проектирования интеллектуальных систем [Текст] : учеб. пособие / А. С. Довбыш. – Сумы : Изд-во СумГУ, 2009. – 171 с.

3. Довбыш, А. С. Интеллектуальные информационные технологии в электронном обучении [Текст] / А. С. Довбыш, А. В. Васильев, В. А. Любчак. – Сумы : СумГУ, 2013. – 177 с.

4. Береst, О. Б. Інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи керування вирощуванням сцинтиляційних монокристалів [Текст] / О. Б. Береst, А. С. Довбиш, Ю. С. Козьмін // Вісник НТУ «ХПІ», тематичний випуск «Системний аналіз, управління та інформаційні технології». – Харків, 2012. – Вип. 30. – С. 54-60.

5. Довбиш, А. С. Оцінка функціональної ефективності навчання автоматизованої системи керування технологічним процесом [Текст] / А. С. Довбиш, О. Б. Береst // Вісник СумДУ, серія «Технічні науки». Суми, 2012. – Вип. 3. – С. 38-45.

6. Береst, О. Б. Оптимізація параметрів навчання інтелектуальної системи керування летючою пилою [Текст] / О. Б. Береst, А. О. Панич // Автоматизовані системи управління і прибори автоматики. Харків, 2011. – Вип. 156. – С.34-41.

7. Довбыш, А. С. Информационно-экстремальный алгоритм обучения системы диагностирования патологических процессов [Текст] / А. С. Довбыш, С. А. С. М. Джулгам, А. А. Стадник // Сборник статей «Инновации в науке». – Новосибирск : НП «СибАК»,2013. – Вып. 23. – С. 45–54.

8. Сцинтилляционные монокристаллы: автоматизированное выращивание [Текст] / В. С. Суздаль [та ін.]; під ред. Б. В. Гринева. – Х. : ИСМА, 2009. – 259 с.

9. L. J. P. van der Maaten. Dimensionality Reduction: A Comparative Review [Text] / L. J. P. van der Maaten, E. O. Postma, H. J. van den Herik // Tilburg University Technical Report, TiCC-TR 2009-005 – 2009. – 35 p.

10. L. J. P. van der Maaten. Visualizing High-Dimensional Data Using t-SNE [Text] / L. J. P. van der Maaten, G. E. Hinton // Journal of Machine Learning Research 9(Nov),2008. – P. 2579-2605.

11. Абрамов, С. А. Лекции о сложности алгоритмов [Текст] / С. А. Абрамов. – М. : МЦНМО, 2009. – 256 с.

Надійшла до редакції 09.04.2014, розглянута на редколегії 11.06.2014

Рецензент: д-р тех. наук, проф., завідувач кафедри авіаційних приладів та вимірювань М. Д. Кошовий, Національний аерокосмічний університет ім. М. Є.Жуковського "ХАІ", Харків.

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ДВУХ- И ТРЕХАЛЬТЕРНАТИВНОЙ СИСТЕМ ОЦЕНОК РЕШЕНИЙ В ЗАДАЧАХ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

А. С. Довбыш, О. Б. Берест

Рассматриваются подходы к оценке функциональной эффективности машинного обучения СППР для управления технологическим процессом выращивания сцинтилляционных монокристаллов из расплава при использовании двух-и трехальтернативной систем оценок решений. Как критерий функциональной эффективности обучения используются модифицированные информационные меры Кульбака, которые являются функционалами точностных характеристик, вычисленных для двух-и трехальтернативных решений. Проведен сравнительный анализ систем оценок по достоверности распознавания функциональных состояний технологического процесса, оперативности реализации алгоритмов машинного обучения, сложности алгоритмов и использованию ресурсов вычислительной системы.

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

COMPARATIVE ANALYSIS OF TWO ALTERNATIVE AND THREE ALTERNATIVE RATING SYSTEM IN MACHINE LEARNING

A. S. Dovbush, O. B. Berest

Approaches to the evaluation of the machine learning functional efficiency of DSS for process control of growing single scintillation crystals from the melt in the use of two-and three alternative rating system are under consideration. As criteria of functional efficiency modified Kulbak's measures are used that are functionalities of the accuracy characteristics calculated for two-and three alternative decisions. A comparative analysis of systems was held for such parameters: the reliability of functional states recognition assessments of process, operational efficiency of machine learning algorithms implementation, the complexity of the algorithms and the use of system resources.

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

Довбиш Анатолій Степанович – д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, м. Суми, e-mail: kras@id.sumdu.edu.ua.

Берест Олег Борисович – асистент кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, м. Суми, e-mail: Berest_Oleg@mail.