

УДК 681.518:004.93.1'

ДЖУЛГАМ СААД, В.В. ВОСТОЦЬКИЙ

Сумський державний університет, Україна

ОПТИМІЗАЦІЯ ПАРАМЕТРІВ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ МІКРОБІОЛОГІЧНОГО ДІАГНОСТУВАННЯ

Запропоновано інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи медичного діагностування за зображеннями медичних і біологічних об'єктів. При цьому на етапі навчання системи розглядається задача побудови вирішальних правил шляхом оптимального в інформаційному розумінні розбиття простору ознак на класи розпізнавання. З метою підвищення оперативності і достовірності розпізнавання зображень на екрані, тобто безпосередньо в режимі діагностування, розроблено паралельно-послідовний алгоритм оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Застосування такого алгоритму дозволяє розглядати квазіоптимальні контрольні допуски, одержані в процесі паралельної оптимізації, як стартові для послідовного алгоритму. Це гарантує знаходження в процесі оптимізації значень ентропійного критерію функціональної ефективності навчання в робочій (допустимій) області визначення його функції. Розглянуто приклад реалізації запропонованого алгоритму навчання системи діагностування з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання для розпізнавання зображень мікробіологічного середовища кишківника людини.

Ключові слова: інформаційно-екстремальний алгоритм, навчання, оптимізація, контрольні допуски, ознаки розпізнавання, інформаційний критерій, мікробіологічне середовище.

Вступ

Структура мікробіологічного шару внутрішніх органів людини не лише характеризує певні види захворювань, а й репрезентативно інформує щодо ризику захворювання або потенційних схильностей до тих чи інших хвороб на основі закономірностей колонізації та взаємодії аеробних та анаеробних мікробіологічних колоній. Сучасні технології експрес-аналізу дозволяють провести швидке зондування мікробіологічних оболонок внутрішніх органів людини та зареєструвати різні показники активності мікробіологічних оболонок [1 – 3]. Аналіз існуючих методів клінічної діагностики свідчить про відсутність автоматизованих комплексів для кількісного та якісного методів аналізу мікробіологічного середовища. Хроматографічний та непрямі методи аналізу за хімічними показниками дають наближені результати, уточнення котрих відбувається за візуальною оцінкою проб та шляхом зондування.

Використання методів машинного навчання, що базуються на теорії розпізнавання образів, дозволяє інтегрувати інтелектуальну складову в обчислювальний комплекс експрес-аналізу з метою автоматизації процесу аналізу даних, що відбивають бактеріологічний клімат організму людини. Введення в процес діагностики інтелектуальної складової, що моделює розумовий процес людини при прийнятті рішень і дозволя шляхом навчання узагальню-

вати накопичений досвід експертів, дозволить автоматизувати процес розпізнавання мікробіологічного середовища, підвищити оперативність і достовірність розпізнавання. Одним із перспективних шляхів побудови ефективних систем розпізнавання є використання ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія), яка дозволяє адаптувати в процесі навчання вхідний математичний опис системи розпізнавання до максимальної повної ймовірності правильного прийняття рішень [4 – 6].

У статті розглянуто інформаційно-екстремальну систему розпізнавання типу мікробіологічного середовища за цифровим зображенням зразка, взятого з мікробіологічних шарів зовнішніх оболонок внутрішніх органів людини.

Постановка задачі

Розглянемо постановку задачі у рамках ІЕІ-технології. Дано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^{(0)} \mid m = \overline{1, M}\}$, що складається із сканованих зображень мікробіологічних об'єктів. Для кожного класу X_m^0 відома ціла вхідна навчальна матриця яскравості типу „об'єкт-властивість” $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N , n – кількість ознак розпізнавання та

реалізацій образу відповідно. Крім того дано вектор параметрів навчання системи підтримки прийняття рішень (СППР)

$$g = \langle x_m, d_m, \delta \rangle,$$

де x_m, d_m, δ – еталонний вектор-реалізація класу

X_m^0 , радіус контейнера класу X_m^0 , що відновлюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання, i параметр поля контрольних допусків відповідно.

При цьому задано такі обмеження:

– X_m – вектор, вершина якого визначає геометричний центр контейнера класу X_m^0 ,

– $d_m \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1]$, де $d(x_m \oplus x_c)$ – кодова відстань центру класу X_m^0 від центру найближчого (сусіднього) до нього класу X_c

– параметр $\delta \in [0; \delta_H / 2]$, де δ_H – нормоване (експлуатаційне) поле допусків для відносної шкали вимірювання ознак, яке є областю значень для параметра контрольного поля допусків δ .

Треба в процесі навчання оптимізувати систему контрольних допусків на ознаки розпізнавання з метою побудови оптимального в інформаційному розумінні розбиття простору ознак розпізнавання на класи за умови, що інформаційний критерій функціональної ефективності (КФЕ) навчання системи набуває максимального значення в робочій області визначення його функції:

$$E^* = \max_{\{m\}} E_m, \quad (1)$$

де E_m – інформаційний критерій функціональної ефективності навчання системи розпізнавати реалізацію класу X_m^0 .

При цьому в режимі екзамену необхідно прийняти рішення про належність реалізації образу, що розпізнається, до одного із класів заданого алфавіту.

Алгоритм розпізнавання морфологічних зображень

Оскільки контрольні допуски на значення ознак розпізнавання прямо впливають на геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання, а таким чином і на асимптотичні точнісні характеристики рішень, то питання вибору СКД на ознаки розпізнавання в ІЕІ-технології набуває важливого значення при розробці інформаційного забезпечення системи розпізнавання, що навчається.

На рис. 1. показано симетричне поле допусків на значення i -ої ознаки розпізнавання. Тут прийнято такі позначення:

A_0 – номінальне значення ознаки y_i ;

A_H, A_B – нижній і верхній нормовані допуски відповідно;

A_{HK}, A_{BK} – нижній і верхній контрольні допуски відповідно;

$\delta_{H,i}$ – нормоване поле допусків;

$\delta_{K,i}$ – контрольне поле допусків;

δ – параметр поля контрольних допусків.

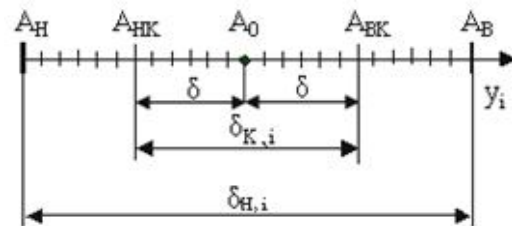


Рис. 1. Симетричне поле допусків на значення ознаки розпізнавання

Задача оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання є частинною задачею інформаційного синтезу, в якій необхідно визначити оптимальне значення параметра поля допусків

$$\delta^* = \arg \max_{G_\delta} \{ \max_{\{k\}} E_m \}, \quad (2)$$

де G_δ – область допустимих значень контрольних допусків.

Розглянемо схему алгоритму LEARNING-1, який відновлює в процесі навчання оптимальні контейнери класів розпізнавання шляхом визначення для базового класу X_1^0 оптимальних контрольних допусків за процедурою (2) при їх одночасній зміні для всіх ознак розпізнавання. Вхідні дані: масив реалізацій образу $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$; система нормованих допусків $\{\delta_{H,i}\}$, яка визначає область значень відповідних контрольних допусків. За область визначення параметра δ приймається інтервал $[0; \delta_H / 2]$.

Розглянемо основні етапи реалізації цього алгоритму:

1. Обнуляється лічильник кроків зміни параметра δ : $l := 0$.

2. Запускається лічильник: $l := l + 1$ і обчислюються нижні $A_{HK_1}[l]$ та верхні $A_{BK_1}[l]$ контрольні допуски для всіх ознак:

$$A_{HK_1}[l] = y_{1,i} - \delta \frac{\delta_{H_1}}{100};$$

$$A_{BK_i}[1] = y_{1,i} + \delta \frac{\delta_{H_i}}{100}, \quad (3)$$

де $y_{1,i}$ – i -та ознака еталонного вектора-реалізації y_1 базового класу X_1^0 , який характеризує найбільш бажаний для особи, що приймає рішення, функціональний стан СППР.

3. Реалізується базовий алгоритм навчання LEARNING [4], основною задачею якого є обчислення на кожному k -му кроці навчання поточного значення інформаційного КФЕ, пошук його глобального значення E_1^* у робочій (допустимій) області визначення функції () і визначення оптимальних геометричних параметрів контейнерів класів розпізнавання, які формують вирішальні правила.

Як одним із критеріїв оптимізації параметрів функціонування системи мікробіологічного діагностування розглянемо модифікацію нормованого ентропійного КФЕ у вигляді [5]

$$E_m^{(k)} = 1 + \frac{1}{2} \left(\frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\alpha_m^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} + \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{\beta_m^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{1,m}^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{1,m}^{(k)}(d)}{D_{1,m}^{(k)}(d) + \beta_m^{(k)}(d)} + \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \log_2 \frac{D_{2,m}^{(k)}(d)}{\alpha_m^{(k)}(d) + D_{2,m}^{(k)}(d)} \right), \quad (4)$$

де $\alpha_m^{(k)}(d)$ – помилка першого роду при прийнятті рішень на k -му кроці навчання; $\beta_m^{(k)}(d)$ – помилка другого роду; $D_{1,m}^{(k)}(d)$ – перша достовірність; $D_{2,m}^{(k)}(d)$ – друга достовірність; d – дистанційна міра, що визначає радіуси гіперсферичних контейнерів класів розпізнавання.

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

5. Якщо $E_1^* \in G_E$, де G_E – робоча область визначення функції інформаційного КФЕ, то виконується пункт 6, інакше пункт 2.

6. $\delta^* := \arg E_1^*$.

7. Обчислюються за формулою (3) оптимальні значення контрольних допусків

$$A_{HK_i}^*[1] := y_i - \delta^* \frac{\delta_{H_i}}{100};$$

$$A_{BK_i}^*[1] := y_i + \delta^* \frac{\delta_{H_i}}{100}. \quad (5)$$

8. “ЗУПИН”.

Алгоритм послідовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання подамо у вигляді структурованої багаточиклічної ітераційної процедури

$$\delta_{K,i}^* = \left\langle \arg \left\{ \max_{G_{\delta_i}} \left\{ \max_{G_E} \left[\bigotimes_{l=1}^L \max_{G_{d_l}} E_l^* \right] \right\} \right\} \right\rangle, i = \overline{1, N}, \quad (6)$$

де $G_{\delta_i}, G_E, G_{d_l}$ – області допустимих значень контрольних допусків для i -ї ознаки, критерію оптимізації і кодової відстані d_l відповідно; \otimes – символ операції повторення.

У процедурі (6) внутрішній цикл оптимізації на кожному l -му прогоні реалізує базовий алгоритм навчання LEARNING [4]. Вхідні дані такі самі як і для алгоритму LEARNING-1, але стартові контрольні допуски обчислюються за формулою (4) при використанні квазіоптимального значення параметра δ^* , обчисленого за результатами паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Використання квазіоптимальних контрольних допусків як стартових забезпечує при реалізації послідовного алгоритму оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання знаходження значень інформаційного КФЕ в робочій області визначення функції (4).

Попередньо для кожної ознаки визначається ціна градації Δ_i , на яку змінюється i -та ознака.

Схема алгоритму послідовної оптимізації контрольних допусків така:

1. Обнуління лічильника прогонів процедури оптимізації параметрів навчання $l := 0$.

2. Для стартової системи допусків обчислюється за базовим алгоритмом навчання LEARNING значення функції $E_{\max,1}^{(l)}$.

3. Формування лічильника прогонів: $l := l + 1$.

4. Обнуління лічильника ознак розпізнавання: $i := 0$.

5. Формування лічильника ознак розпізнавання: $i := i + 1$.

6. Визначення екстремального значення параметра $\tilde{\delta}_{K,i}^{(l)}$ за процедурою (4).

$$\tilde{\delta}_{K,i}^{(l)} = \max_{\delta_{K,i} \in \delta_{H,i}} \delta_{K,i}^{(l)}.$$

7. Якщо $i \leq N$, то виконується пункт 5, інакше – пункт 8.

8. Якщо $\left| E_{\max,1}^{(l-1)} - E_{\max,1}^{(l)} \right| \leq \varepsilon$, де ε – будь-яке мале позитивне число, то виконується пункт 9, інакше пункт 3.

9. $\delta_{K,i}^* := \delta_{K,i}^{(l)}$

10. «ЗУПИН».

Таким чином, алгоритм навчання системи мікробіологічного діагностування з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання полягає в ітераційному наближенні максимуму інформаційного КФЕ навчання системи до його глобального максимуму, обчисленого в робочій області визначення його функції.

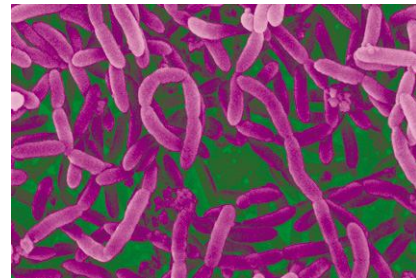
Результати фізичного моделювання

Як класи розпізнавання розглядалися морфологічні зображення, отримані в процесі сканування зразка мікробіологічного середовища внутрішньої поверхні кишечника людини. Розглядалося три типи мікробіологічного середовища, що характеризують протікання інфекційних хвороб або передують захворюванню (рис. 2)

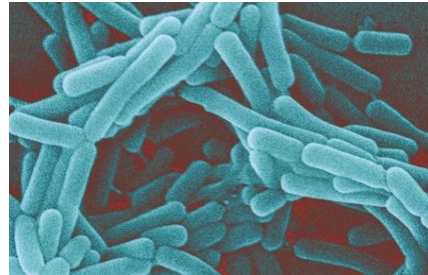
При цьому клас X_1^0 (рис.1, а) характеризує стан мікробіологічної оболонки, що відповідає нормальному функціонуванню, з переважаючим вмістом анаеробної групи мікроорганізмів (біфідобактерії). Клас X_2^0 (рис.1, б) ілюструє антагоністичну реакцію між аеробними та анаеробними групами бактерій, що призводить до підвищення рН та кількості лейкоцитів в крові пацієнта. Такий стан спостерігається при хронічних протіканнях захворювань після отруєнь та імунологічні розлади. При цьому колонізація лактобактерій переважає анаеробні біфідобактерії, що призводить до погіршення процесів засвоєння їжі. Клас X_3^0 (рис.1, в) характеризує наявність бактеріологічного збудника, що майже повністю знищує мікрофлору та отруєє кров продуктами власної життєдіяльності. На рисунку зображено підвид сальмонели на стадії майже повного знищення корисного мікробіологічного середовища.

Зображення розглядалися як стаціонарні за яскравістю, що дозволило формувати вхідні навчальні матриці шляхом сканування рецепторного поля у декартовій системі координат.

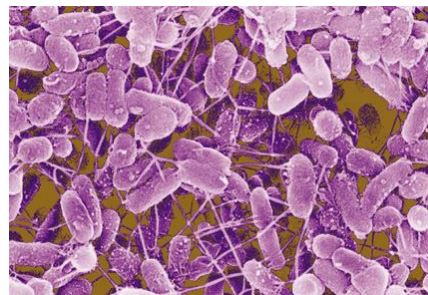
Таким чином навчальна матриця для кожного класу складалася з 285 реалізацій по 425 ознак в кожній.



а



б



в

Рис. 2. Зображення мікрофлори людини:
а – клас X_1^0 , б – клас X_2^0 , в – клас X_3^0

Результатом навчання СМД є мультимодальний класифікатор для трьох класів розпізнавання, який характеризує загальний випадок ($M > 2$) ..

На рис. 3 зображено графік зміни узагальненого ентропійного КФЕ навчання СМД з паралельною оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання.

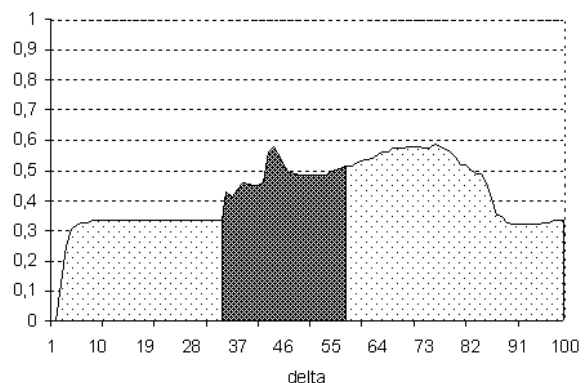


Рис. 3. Процес оптимізації узагальненого КФЕ при паралельній оптимізації СКД

На рис. 3 (і далі) темним кольором виділено робочу область визначення функції (4), в якій здійснюється пошук глобального максимум КФЕ. Аналіз рис. 3 показує, що квазіоптимальне значення параметра поля контрольних допусків дорівнює $\delta^* = 44$ (градусній яскравості).

При цьому максимальне значення узагальненого нормованого ентропійного КФЕ дорівнює $\bar{E} = 0,58$ при базовому класі X_2^0 .

Для підвищення достовірності функціонування СМД після реалізації алгоритму паралельної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання було реалізовано алгоритм послідовної оптимізації, якого стартові контрольні допуски, обчислювалися за формулою (5) з підстановкою квазіоптимального параметра поля контрольних допусків $\delta^* = 44$. На рис. 4 показано графік зміни узагальненого за алфавітом класів розпізнавання ентропійного КФЕ в процесі паралельно-послідовної оптимізації СКД.

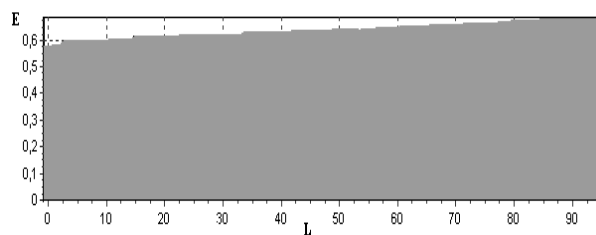


Рис. 4. Графік зміни узагальненого КФЕ в процесі паралельно-послідовної оптимізації СКД

Аналіз рис. 4 показує, що значення критерію дорівнює $\bar{E}^* = 0,82$, що суттєво перебільшує значення критерію одержане при паралельній оптимізації СКД ($\bar{E}^* = 0,58$).

На рис. 5 показано коридор оптимальної системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання, розрахованих за результатами паралельно-послідовної оптимізації.

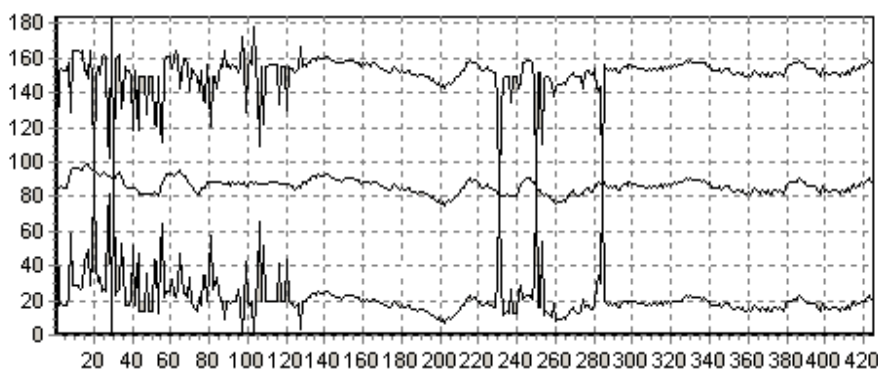


Рис. 5. Оптимальний коридор системи контрольних допусків на ознаки розпізнавання

На рис. 6 показано графіки залежності ентропійного КФЕ (4) від радіусів контейнерів класів розпізнавання, які в процесі навчання відновлюються в радіальному просторі ознак розпізнавання і геометричні параметри яких задають вирішальні правила в режимі екзамену.

Аналіз рис. 6 показує, що оптимальні радіуси контейнерів класів розпізнавання дорівнюють:

– для класу X_1^0 – $d_1^* = 196$ (тут і далі у кодових одиницях),

– для класу X_2^0 – $d_2^* = 125$;

– для класу X_3^0 – $d_3^* = 174$.

Оскільки графік КФЕ для класу X_2^0 має ділянку типу “плато”, то визначення оптимального радіуса контейнера здійснювалося для мінімального коефіцієнта нечіткої компактності реалізацій образу [4]:

$$L_{\delta} = \frac{d_m^*}{d(x_m \oplus x_c)} \rightarrow \min,$$

де x_c – найближчий еталонний вектор до класу X_m^0 .

На рис. 7 показано інтерфейс програми, що реалізує алгоритм екзамену. Як реалізація, що розпізнавалася, розглядалося зображення класу X_1^0 .

У режимі екзамену рішення приймалося шляхом визначення максимального значення геометричної функції належності, яка для гіперсферичного класифікатора і реалізацій класу X_m^0 має вигляд

$$\mu_m = 1 - \frac{d(x_m^* \oplus x_e)}{d_m^*}, \quad (6)$$

де x_e – екзаменаційний вектор реалізація образу, що розпізнається.

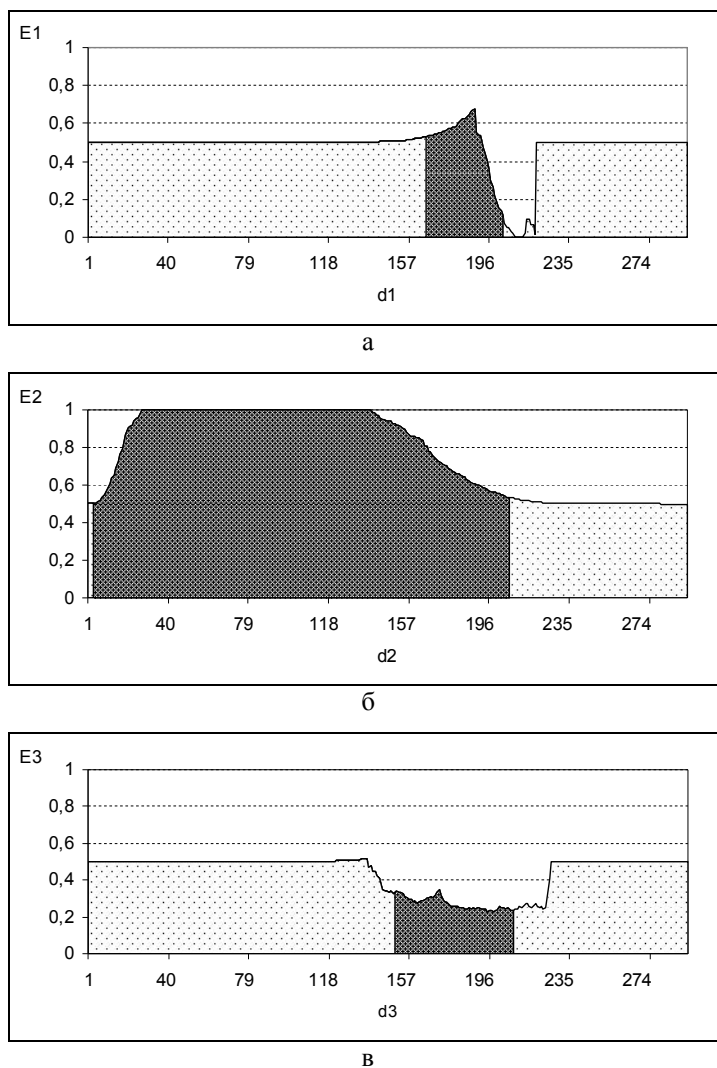


Рис. 6. Графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання:

а – клас X_1^0 , б – клас X_2^0 , в – клас X_3^0

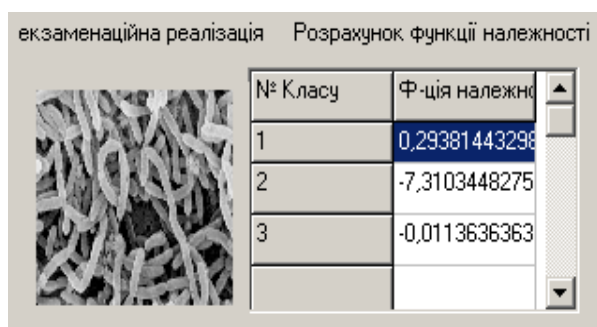


Рис. 7. Інтерфейс виведення результатів екзамену

Оскільки екзаменаційний вектор реалізація, що розпізнався, апріорно належав класу X_1^0 , то за функцією належності (6), як показано на рис. 7, правильно розпізнано зображення оскільки для цього класу вона має додатне значення, а для інших – від'ємні.

Висновки

1. Запропоновано неієрархічний інформаційно-екстремальний алгоритм навчання СМД з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання, який дозволяє надати системі властивість адаптивності за довільних початкових умов формування зображень.

2. Застосування алгоритму паралельно-последовної оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання дозволило підвищити як оперативність навчання системи, так і достовірність розпізнавання зображень екзамену.

3. Для підвищення достовірності функціонування СМД планується ввести додаткові контури оптимізації параметрів функціонування, включаючи параметри оброблення зображень і оптимізацію словника ознак розпізнавання.

Література

1. Isaacs, D. *Seven alternatives to evidence based medicine: a questionnaire survey [Text]* / D. Isaacs, D. Fitzgerald // *BMJ*. – 1998. – Vol. 316. – P. 361 – 365.

2. Флетчер, Р. *Клиническая эпидемиология. Основы доказательной медицины [Текст]: пер. с англ.* / Р. Флетчер, С. Флетчер, Э. Вагнер. – М.: Изд-во Медиа Сфера, 1998. – 352 с.

3. Brazzi, L. *Meta-analysis versus randomised controlled trials in intensive care medicine [Text]* / L. Brazzi, G. Bertolini, C. Minelli // *Intens. Care Med.* – 2000. – Vol. 26. – P. 239 – 241.

4. Красноясовський, А.С. *Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування [Текст]* / А.С. Красноясовський. – Суми: Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с.

5. Довбиш, А.С. *Основи проектування інтелектуальних систем [Текст]: навч. посібн.* / А.С. Довбиш. – Суми: Видавництво СумДУ, 2009. – 171 с.

6. Довбиш, А.С. *Оптимізація параметрів навчання системи підтримки прийняття рішень для діагностування онкопатологій [Текст]* / А.С. Довбиш, М.С. Руденко // *Вісник СумДУ. Серія: Технічні науки.* – 2010. – № 3, Т. 2. – С. 48 – 55.

Поступила в редакцію 18.07.2011

Рецензент: д-р техн. наук, проф., зав. кафедри інформатики О.Ю. Соколов, Національний аерокосмічний університет ім. Н.С.Жуковського «ХАІ», Харків.

ОПТИМИЗАЦИЯ ПАРАМЕТРОВ ОБУЧЕНИЯ СИСТЕМЫ МИКРОБИОЛОГИЧЕСКОГО ДИАГНОСТИРОВАНИЯ

Джулгам Саад, В.А. Востоцкий

Предложен информационно-экстремальный алгоритм обучения системы медицинского диагностирования по изображениям медицинских и биологических объектов. При этом на этапе обучения системы рассматривается задача построения решающих правил путем оптимального в информационном смысле разбиения пространства признаков на классы распознавания. В целях повышения оперативности и достоверности распознавания изображений на экзамене, то есть непосредственно в режиме диагностирования, разработан параллельно-последовательный алгоритм оптимизации контрольных допусков на признаки распознавания. Применение такого алгоритма позволяет рассматривать квазиоптимальные контрольные допуски, полученные в процессе параллельной оптимизации, как стартовые для последовательного алгоритма. Это гарантирует нахождение в процессе оптимизации значений энтропийного критерия функциональной эффективности обучения в рабочей (допустимой) области определение его функции и. Рассмотрен пример реализации предложенного алгоритма обучения системы диагностирования с оптимизацией контрольных допусков на признаки распознавания для распознавания изображений микробиологической среды кишечника человека.

Ключові слова: інформаційно-екстремальний алгоритм, навчання, оптимізація, контрольні допуски, ознаки розпізнавання, інформаційний критерій, микробиологічна середовище.

OPTIMIZING OF THE MICROBIOLOGICAL DIAGNOSTICS SYSTEM TRAINING PARAMETERS

Djulgam Saad, V.O. Vostotskyi

The information-extremal algorithm of medical diagnosing system training under images of medical and biological objects is offered. Thus at a system grade level the task of creation of solving rules by optimal in information sense of a partition of signs space on recognition classes is considered. With a view of efficiency increase and reliability of image understanding at examination, that is it is immediate in a diagnosing mode, the parallel-serial algorithm of control tolerances optimization on recognition signs is developed. Application of such algorithm allows to consider the quasioptimal control tolerances received in the course of parallel optimization, as start for serial algorithm. It guarantees a finding in the course of optimization values of entropy criterion of the functional learning efficiency in working (admissible) area determination of its function. The example of implementation of the offered algorithm of diagnosing system training with optimization of control tolerances on recognition signs for image understanding of the microbiological environment of intestines of the person is considered.

Key words: information-extremal algorithm, training, optimization, control tolerances, recognition signs, information criterion, the microbiological environment.

Саад Джулгам – аспірант кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна.

Востоцький Віталій Олексійович – аспірант кафедри комп'ютерних наук, Сумський державний університет, Суми, Україна.