

РОЗПІЗНАВАННЯ ЗОБРАЖЕНЬ ПРИ ГЕМОСКАНУВАННІ

*А.С. Довбиш, д-р техн. наук, професор;
Саад Джулгам, аспірант,
Сумський державний університет, м. Суми*

Розглядається оптимізація параметрів навчання системи розпізнавання зображень, одержаних при гемоскануванні. При цьому досліджено вплив рівня селекції координат двійкового еталонного вектора-реалізації образу на функціональну ефективність навчання системи розпізнавання.

Ключові слова: гемосканування, розпізнавання, навчання, оптимізація, інформаційний критерій, функціональна ефективність.

Рассматривается оптимизация параметров обучения системы распознавания изображений, полученных при гемосканировании. При этом исследовано влияние уровня селекции координат эталонного вектора-реализации на функциональную эффективность обучения системы распознавания.

Ключевые слова: гемосканирование, распознавание, обучение, оптимизация, информационный критерий, функциональная эффективность.

ВСТУП

Гемосканування - передовий метод діагностики живої краплі крові, зображення якої передається на екран монітора комп'ютера за допомогою цифрової телевізійної камери, підключеної до мікроскопа. Шляхом сканування живої краплі крові можна визначити активність імунної системи та здатність організму до самовідновлення, а також патологічні зміни складу крові, що призводять до розвитку багатьох захворювань. Одним із прогресивних напрямів машинної класифікації, одержаних при гемоскануванні зображень, є використання ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології аналізу та синтезу систем розпізнавання образів, що навчаються [1-3]. У праці [4] запропоновано алгоритм навчання системи розпізнавання образів з оптимізацією контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Але побудовані в цій роботі вирішальні правила не забезпечують високу достовірність розпізнавання і є безпомилковими за навчальною матрицею.

У статті розглядається інформаційно-екстремальний алгоритм навчання системи розпізнавання зображень еритроцитів різних патологій з оптимізацією рівнів селекції координат еталонних векторів-реалізацій класів розпізнавання.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Розглянемо постановку задачі загального синтезу системи розпізнавання. Нехай дано $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ – алфавіт класів розпізнавання і навчальну матрицю $\|y_{m,i}^{(j)}\|$, $i = \overline{1, N}$, $j = \overline{1, n}$, де N , n – кількість ознак розпізнавання та випробувань відповідно. Крім того, дано вектор параметрів функціонування системи розпізнавання $g = \langle x_m, d_m, \delta, \rho \rangle$, де x_m, d_m, δ, ρ – еталонний вектор-реалізація класу X_m^o , радіус контейнера класу X_m^o , що відновлюється в радіальному базисі простору ознак розпізнавання, параметр поля контрольних допусків і рівень селекції координат двійкових еталонних векторів класів розпізнавання 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 центру класу X_m^o від центру найближчого (сусіднього) до нього класу X_c ; $\delta \in [0; \delta_H / 2]$, де δ_H – нормоване (експлуатаційне) поле допусків для відносної шкали вимірювання ознак, яке є областю значень для параметра контрольного поля допусків δ і $\rho \in [0; 1]$. 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 системи розпізнавання.

Треба на етапі навчання системи розпізнавання за апріорно класифікованими нечіткими реалізаціями образів у рамках ІЕІТ побудувати оптимальне в інформаційному розумінні чітке розбиття $\mathcal{R}^{|M|}$ дискретного простору ознак Ω_B на M класів розпізнавання за умови, що інформаційний критерій, усереднений за алфавітом класів розпізнавання, досягає свого максимального значення в робочій допустимій області визначення його функції

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

де E_m^* – глобальний максимум інформаційного КФЕ навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^o , що шукається в робочій області визначення його функції; $\{k\}$ – множина кроків навчання.

На етапі екзамену прийняти високодостовірне рішення про належність вектора-реалізації образу, що розпізнається, до деякого класу із заданого алфавіту $\{X_m^o\}$.

МАТЕМАТИЧНА МОДЕЛЬ

Вхідний математичний опис системи розпізнавання, що навчається, представимо у вигляді теоретико-множинної структури

$$\Delta_B = \langle G, T, \Omega, Z, Y; \Phi \rangle,$$

де G – простір вхідних сигналів (факторів), що діють на систему розпізнавання; T – множина моментів часу зчитування інформації; Ω – простір ознак розпізнавання; Z – простір станів системи розпізнавання; Y – множина сигналів на виході блоку первинної обробки інформації; $\Phi: G \times T \times \Omega \times Z \rightarrow Y$ – оператор формування навчальної матриці Y на вході системи розпізнавання.

Діаграму відображень множин, що застосовуються при оптимізації рівнів селекції координат еталонних векторів у процесі навчання, показано на рис.1. Тут показано оператор побудови нечіткого розбиття $\mathcal{R}^{|M|}$ простору ознак на класи розпізнавання: $\theta: Y \rightarrow \widetilde{\mathcal{R}}^{|M|}$; і оператор класифікації $\psi: \widetilde{\mathcal{R}}^{|M|} \rightarrow |l|$, який перевіряє основну статистичну гіпотезу про належність реалізації $\{x_m^{(i)} | i = \overline{1, n}\}$ нечіткому класу X_m^o , де l –

кількість статистичних гіпотез. Оператор $\gamma: |q| \rightarrow |q|$ шляхом оцінки статистичних гіпотез формує множину точнісних характеристик $|q|$, де $q=|2|$ – кількість точнісних характеристик. Оператор $\phi: |q| \rightarrow E$ обчислює множину значень інформаційного КФЕ, який є функціоналом точнісних характеристик. Базовий контур оптимізації геометричних параметрів нечіткого розбиття $\tilde{\mathcal{R}}^{|M|}$ замикається оператором $r: E \rightarrow \tilde{\mathcal{R}}^{|M|}$.

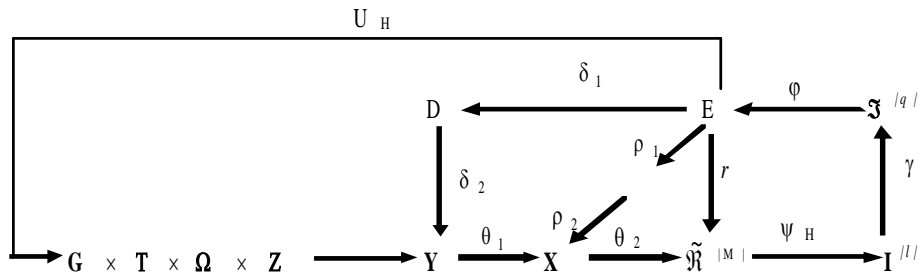


Рисунок 1 – Діаграма відображення множин при оптимізації рівнів селекції координат двійкових еталонних векторів

На рис.1 терм-множина D містить допустимі значення системи контрольних допусків, а оператори δ_1 і δ_2 замикають контур оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання. На рис.2 показано оператори контура оптимізації рівнів селекції координат двійкових еталонних векторів-реалізацій класів розпізнавання, який замикається операторами ρ_1 і ρ_2 .

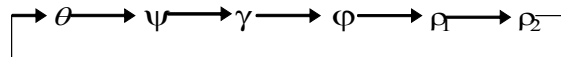


Рисунок 2 – Контур операторів оптимізації рівнів селекції координат двійкових еталонних векторів класів розпізнавання

При цьому терм-множина C містить допустимі значення рівнів селекції координат двійкових еталонних векторів класів розпізнавання.

АЛГОРИТМ НАВЧАННЯ

Оптимальний рівень селекції ρ_1 координат еталонного вектора $x_1 \in X_1^0$ визначається у результаті реалізації багатоциклічної ітераційної процедури

$$\rho_1^* = \arg \max_{G_\rho} \{ \max_{G_\delta} \{ \max_{G_\Omega \cup G_d} \bar{E}^* \} \}, \quad (2)$$

де G_ρ – область допустимих значень параметра ρ_1 ; G_δ – область допустимих значень параметра поля допусків δ ; G_Ω – область допустимих значень ознак розпізнавання; G_d – область допустимих значень параметра d_1 .

Оптимальні рівні селекції координат еталонних векторів інших класів визначаються за процедурою максимізації інформаційного КФЕ навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^o , $m = \overline{2, \Lambda}$:

$$\rho_m^* = \arg \max_{G_\rho} \{ \max_{G_\Omega \cup G_d} E_m \}. \quad (3)$$

Таким чином, процедура (3) на відміну від процедури (2) не реалізує алгоритм оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання, оскільки вони визначаються тільки для класу X_1^o . При цьому внутрішні цикли алгоритмів (2) і (3) реалізують базовий алгоритм навчання, який обчислює на кожному кроці навчання КФЕ, здійснює пошук глобального максимуму його функції і визначає оптимальний радіус d_m^* контейнера класу X_m^o . Для алгоритму (3) наступний цикл реалізується послідовністю операторів контуру оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання і зовнішній цикл – послідовністю операторів контуру оптимізації рівнів селекції (рис. 2).

Розглянемо схему алгоритму послідовної оптимізації рівнів селекції:

1. Обнуляється лічильник ознак розпізнавання: $i:=0$.
2. $i:=i+1$.
3. Встановлюються значення верхнього v та нижнього n рівнів селекції відповідно.
4. Встановлюється крок зміни рівня селекції c .
5. Обнуляється лічильник кроків оптимізації рівня селекції: $z:=0$.
6. $z := z+1$
7. Встановлюється значення поточного рівня селекції: $z:= n + c$.
8. Визначається, наприклад, за ентропійною мірою Шеннона

глобальний максимум КФЕ E_p^* . При цьому ентропійний КФЕ навчання системи має вигляд [3]

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

де $\alpha_m^{(k)}(d)$ – помилка першого роду прийняття рішення 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, яка визначає радіуси гіперсферичних контейнерів, побудованих у радіальному базисі простору Хеммінга.

9. Якщо існує декілька значень глобального максимуму КФЕ (ділянка, то вибираємо значення з найменшим усередненим коефіцієнтом нечіткої компактності реалізацій образу [1]:

$$L_\rho = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \frac{d_m^*}{d(x_m \oplus x_{c,m})}, \quad (5)$$

де $d(x_m \oplus x_{c,m})$ – міжцентрова кодова відстань для найближчих сусідніх класів X_m^o і X_c^o ; $x_{c,m}$ – найближчий еталонний вектор до класу X_m^o .

Рівень селекції ρ^* , який відповідає глобальному максимуму критерію E_ρ^* при мінімальному L_ρ , вважається оптимальним.

10. Якщо $z < v$, то виконується крок 6, інакше – крок 11.

11. Якщо $i \leq N$, де N – кількості ознак розпізнавання, то виконується крок 2, інакше – «ЗУПИН».

ПРИКЛАД РЕАЛІЗАЦІЇ АЛГОРИТМУ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ

Як вхідні дані розглядалися показані на рис. 3 зображення еритроцитів, отриманих за допомогою гемосканування.

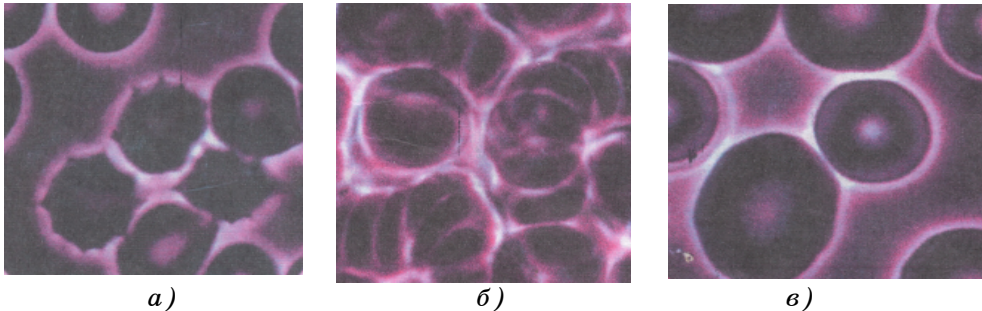


Рисунок 3 – Зображення еритроцитів:

- a) «ехіноцити» – зазублені еритроцити через токсини в крові (клас X_1^o);
- b) агрегація еритроцитів (клас X_2^o);
- c) «мікроцити» – недозрілі еритроцити (клас X_3^o)

Формування навчальної матриці $\|y_{1,i}^{(j)}\|$ здійснювалося шляхом сканування зображень і вимірювання їх яскравостей у рецепторному полі розміром 200×200 пікселів. При цьому за реалізацію зображення $y_1^{(j)}$ бралася крива розподілу яскравості в j -му рядку рецепторного поля.

На рис. 3. показано залежність КФЕ за Шенноном від радіуса d в процесі реалізації базового алгоритму навчання системи при рівні селекції $\rho_1=0,5$. Тут темним виділено робочу область визначення критерію E_1 , в якій здійснюється пошук оптимальних значень радіусів контейнерів класів.

Аналіз значень точнісних характеристик на кожному кроці навчання дозволяє знайти як саму робочу область визначення критерію, так і екстремальні значення першої та другої достовірностей: D_1^* і D_2^* , $D_1^1=0,535$ і $D_2^1=0,935$ - для першого класу, $D_1^2=0,72$, $D_2^2=0,54$ і $D_1^3=0,634$, $D_2^3=0,964$ - для другого та третього класів. На рис. 3а показано, що в робочій області критерій набуває свого максимуму $E_1=0,294$ при оптимальному значенні радіуса контейнера класу X_1^o , яке дорівнює $d_1^*=138$. На рис. 3б відповідно $E_2^*=0,054$ при $d_2^*=142$ і на рис.3в - $E_3^*=0,428$ при $d_3^*=107$ для третього класу.

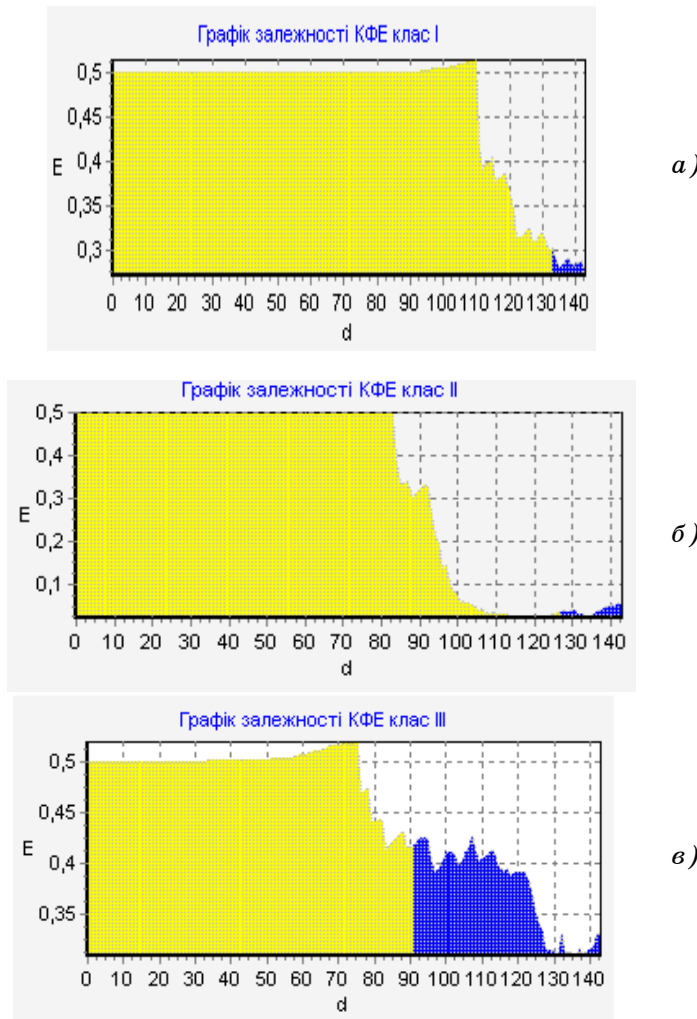


Рисунок 3 – Залежність КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання:

а) клас X_1^o ; б) клас X_2^o ; в) клас X_3^o

А з метою підвищення функціональної ефективності навчання системи розпізнавання було реалізовано алгоритм навчання з оптимізацією рівня селекції координат еталонних двійкових векторів класів розпізнавання. На рис. 4 показано залежність усередненого КФЕ (4) при оптимізації рівня селекції за процедурою (2).

Порівняльний аналіз ефективності навчання за паралельним алгоритмом оптимізації контрольних допусків і за алгоритмом

оптимізації рівня селекції координат еталонних двійкових векторів класів розпізнавання (рис.4) показав збільшення в останньому випадку значення КФЕ навчання: $E_{max}^{cep}=0,793$ проти $E_{max}^{cep}=0,703$ за паралельним алгоритмом оптимізації контрольних допусків, тобто на 9%. При цьому оптимальні значення параметра поля контрольних допусків дорівнює $\delta = \pm 14$ при оптимальному рівні селекції $\rho_1^* = 0,32$.



Рисунок 4 – Графік залежності усередненого КФЕ від рівня селекції з оптимізацією контрольних допусків

На рис. 5 показано залежність КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання при оптимальних значеннях параметрів рівня селекції і поля контрольних допусків. Порівняльний аналіз функціональної ефективності навчання системи показав підвищення КФЕ навчання при оптимізації рівнів селекції порівняно з базовим алгоритмом. Так, значення КФЕ для класу X_1^o збільшилося до $E_1^* = 0,702$ (проти $E_1 = 0,639$), для класу X_2^o – до $E_2^* = 0,863$ (проти $E_2 = 0,696$) і для класу X_3^o – до $E_3^* = 0,812$ (проти $E_3 = 0,774$).

Наведений приклад реалізації алгоритму навчання з оптимізацією показує оптимізацію контрольних допусків за паралельним алгоритмом, що свідчить про те, що він не забезпечує побудову безпомилкового вирішального правила і потребує оптимізації інших параметрів навчання.

Аналіз результатів фізичного моделювання в режимі екзамену показав, що повна ймовірність правильного прийняття рішень є достатньо високою і дорівнює $P_t = 0,87$. Таким чином, розроблене інформаційне та програмне забезпечення є працездатним.

ВИСНОВКИ

1. Оптимізація рівня селекції координат двійкових еталонних векторів класів розпізнавання у рамках інформаційно-екстремального алгоритму навчання дозволяє підвищити функціональну ефективність навчання системи розпізнавання.

2. Результати фізичного моделювання підтверджують працездатність та надійність розробленого інформаційного та програмного забезпечення системи розпізнавання зображень еритроцитів.

3. Для побудови безпомилкових вирішальних правил необхідно здійснити оптимізацію інших параметрів функціонування, включаючи оптимізацію словника ознак.

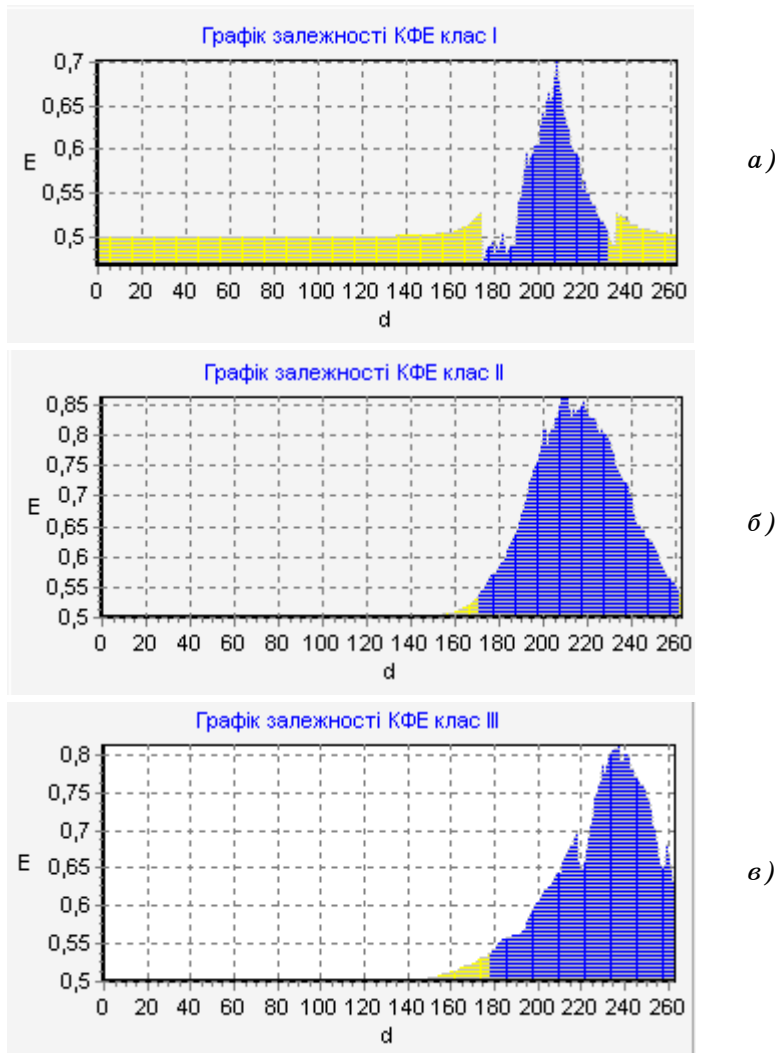


Рисунок 5 – Графік залежності КФЕ від радіуса контейнера в процесі оптимізації рівня селекції: а) клас X_1^0 ; б) клас X_2^0 ; в) клас X_3^0

SUMMARY

RECOGNITION OF HEMOSCANNING IMAGES

*A.S Dovysh, Saad Julgam,
Sumy State University*

We consider the optimization of learning parameters of the system of recognition images obtained with hemoscanning. In this case, the influence of the level of selection coordinates of the reference vector implementation of the functional efficiency of learning recognition system.

Key words: *hemoscanning, recognition, training, optimization, information criterion, the functional efficiency.*

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Краснопопосовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань.– Суми: Видавництво СумДУ, 2004. – 261 с.

2. Красноясовський А.С. Класифікаційний аналіз даних: навчальний посібник.– Суми: Видавництво СумДУ, 2002.– 159 с.
3. Довбиш А.С. Основи проектування інтелектуальних систем: навчальний посібник.– Суми: Видавництво СумДУ, 2009.– 171 с.
4. Саад Джулгам. Оптимізація параметрів навчання системи підтримки прийняття рішень / Саад Джулгам, В.О. Востоцький // Вісник Сумського державного університету. Серія Технічні науки.– 2010. - №3. Том 2. –С.56-62.

Надійшла до редакції 8 лютого 2011 р.