

## ВИБІР БАЗОВОГО КЛАСУ ПРИ РОЗПІЗНАВАННІ ЗОБРАЖЕНЬ

*І.В. Шелехов, асистент;*

*К.В. Барило, аспірант,*

*Сумський державний університет, м. Суми*

*Розглядається алгоритм визначення базового класу при розпізнаванні зображень для скінченного апріорного алфавіту в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології та досліджено його вплив на функціональну ефективність здатної навчатися системи розпізнавання образів. Алгоритм реалізовано при розпізнаванні електронограм.*

**Ключові слова:** *розпізнавання, електронограма, навчання, критерій Кульбака, оптимізація, інформаційно-екстремальна інтелектуальна технологія.*

*Рассматривается алгоритм определения базового класса при распознавании изображений для конечного априорного алфавита в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии и исследовано его влияние на функциональную эффективность способной обучаться системы распознавания образов. Алгоритм реализовано при распознавании электронограмм.*

**Ключевые слова:** *распознавание, электронограмма, обучение, критерий Кульбака, оптимизация, информационно-экстремальная интеллектуальная технология.*

### ВСТУП

Завдання вибору базового класу для заданого алфавіту класів розпізнавання є актуальним, оскільки базовий клас визначає систему контрольних допусків на ознаки розпізнавання, які прямо впливають на функціональну ефективність навчання системи розпізнавання. У деяких практичних завданнях розпізнавання образів, наприклад, при автоматизації технологічних процесів базовий клас вибирається апріорно як найбільш бажаний для особи, що приймає рішення. Щодо розпізнавання зображень, то їх апріорна цінність переважно є однаковою. У цьому випадку визначення базового класу (типу зображень) стає самостійним завданням формування вхідного математичного опису системи розпізнавання, що навчається. На жаль, у науково-технічній літературі це питання не знайшло належного висвітлення. Одним із перспективних напрямів вирішення цього завдання є використання методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи розпізнавання шляхом введення в процесі її навчання додаткових інформаційних обмежень [1,2]. У працях [3,4] розглядалися алгоритми розпізнавання електронограм у рамках ІЕІ-технології без обґрунтування вибору базового класу розпізнавання, що не дозволило побудувати на етапі навчання безпомилкові вирішальні правила.

У статті розглядається інформаційно-екстремальний алгоритм навчання з визначенням базового класу при розпізнаванні електронограм.

### ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ

Нехай подано алфавіт класів розпізнавання  $\{X_m^o \mid m = \overline{1, M}\}$ , навчальна матриця яскравості зображень типу "об'єкт-властивість"  $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ ,  $i = \overline{1, N}$ ,  $j = \overline{1, n}$ , де  $N$ ,  $n$  – кількість ознак розпізнавання та векторів-реалізацій образу відповідно. Задано структурований вектор параметрів функціонування системи розпізнавання, що навчається,  $g = \langle x_m, d_m, \delta \rangle$ , який складається з еталонного вектора-реалізації  $x_m$

класу  $X_m^o$ , геометричного параметра  $d_m$  – кодової відстані гіперповерхні контейнера класу  $X_m^o$  від вершини еталонного вектора  $x_m \in X_m^o$ , який визначається у просторі Хеммінга за формулою

$$d_m = \sum_{i=1}^N (x_{m,i} \oplus \lambda_i),$$

де  $x_{m,i}$  –  $i$ -та координата вектора  $x_m$ ;  $\lambda_i$  –  $i$ -та координата деякого вектора  $\lambda$ , вершина якого знаходиться на гіперповерхні контейнера класу  $X_m^o$ . Крім того, задано допустимі області значень відповідних параметрів:  $x_m \in \Omega_B^{|N|}$ , де  $\Omega_B^{|N|}$  – бінарний простір ознак потужності  $N$ ;  $d_m \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1]$ , де  $x_c$  – еталонний вектор-реалізація сусіднього (найближчого) класу  $X_c^o$  і параметра  $\delta \in [0; \delta_H / 2]$ , де  $\delta_H$  – нормоване (експлуатаційне) поле допусків на ознаки розпізнавання. Необхідно на етапі оптимізації параметрів плану навчання за апріорно класифікованими реалізаціями у загальному випадку нечітких образів визначити базовий клас навчання за максимальним усередненим за алфавітом  $\{X_m^o\}$  значенням інформаційного КФЕ

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

де  $E_m$  – інформаційний КФЕ навчання системи розпізнавати реалізації класу  $X_m^o$ ;  $\{d\}$  – множина кроків навчання.

Як критерій оптимізації параметрів навчання у рамках ІЕІ-технології може розглядатися будь-яка статистична інформаційна міра, яка є функціоналом від точнісних характеристик. Широкого використання у алгоритмах навчання набула модифікація інформаційної міри Кульбака [4], в якій розглядається відношення правдоподібності у вигляді логарифмічного відношення повної ймовірності правильного прийняття рішень  $P_t$  до повної ймовірності помилкового прийняття рішень  $P_f$ . Для рівноймовірних двохальтернативних гіпотез, що характеризує найбільш складний у статистичному розумінні випадок прийняття рішень, міру Кульбака подамо у вигляді

$$E_m = \log_2 \frac{P_{t,m}}{P_{f,m}} * [P_{t,m} - P_{f,m}] = \left| \begin{array}{l} P_{t,m} = 0,5D_{1,m} + 0,5D_{2,m}; \\ P_{f,m} = 0,5\alpha_m + 0,5\beta_m. \end{array} \right| = \\ = \frac{1}{2} \log_2 \left( \frac{D_1 + D_2}{\alpha + \beta} \right) [(D_1 + D_2) - (\alpha + \beta)] = \log_2 \left( \frac{2 - (\alpha + \beta)}{\alpha + \beta} \right) [2 - (\alpha + \beta)], \quad (2)$$

де  $D_1, D_2, \alpha, \beta$  – перша та друга достовірності, помилки першого та другого роду відповідно.

#### ФОРМУВАННЯ ВХІДНОГО МАТЕМАТИЧНОГО ОПИСУ

Для загального випадку ( $M > 2$ ) розглянемо для наочності алфавіт із трьох класів, електроннограми яких одержано за допомогою електроннографа ЕМ-4 і показано на рис. 1. При цьому клас  $X_1^o$  відповідає

зображенню електронограм матеріалу з монокристалічною структурою (рис. 1а), клас  $X_2^o$  – зображенню еталона NaCl (рис. 1б), а  $X_3^o$  – матеріалу з полікристалічною структурою (рис. 1в).

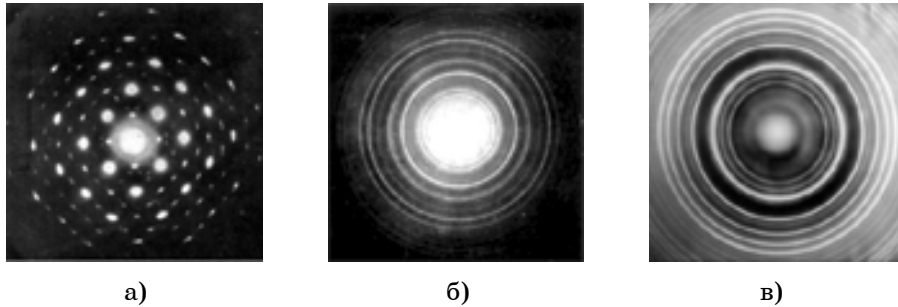


Рисунок 1 – Зображення електронограм: а) монокристалічна структура – клас  $X_1^o$ ; б) NaCl – клас  $X_2^o$ ; в) полікристалічна структура – клас  $X_3^o$

Розмірність зображень електронограм становила  $600 \times 600$  пікселів. Оскільки зображення електронограми є нестационарним за яскравістю, то за її реалізацію береться вся матриця яскравості. З метою забезпечення інваріантності електронограм до операцій зсуву та повороту матриця яскравості перетворювалася з декартової системи координат у полярну. При обробленні зображень у полярних координатах рядок навчальної матриці – вектор-реалізація образу формувалася з ознак розпізнавання, які обчислювалися за формулою

$$\Theta_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \theta_i, \quad (3)$$

де  $\Theta_j$  - числове значення усередненого спектра яскравості для кола зчитування в  $j$ -му радіусі,  $j = \overline{1, R}$ ;  $\theta_i$  - значення яскравості в  $i$ -му пікселі,  $i = \overline{1, N}$ ;  $N$  - загальна кількість пікселів у колі зчитування.

Вхідна ціла навчальна матриця яскравості  $\|y_{m,i}^{(j)}\|$  для кожного класу складалася із 40 реалізацій і мала такі параметри  $m = \overline{1, 3}$ ,  $i = \overline{1, 300}$ ,  $j = \overline{1, 40}$ . При цьому шкала виміру кожної ознаки в градаціях яскравості дорівнювала  $[0; 255]$ .

#### ОПИС АЛГОРИТМУ НАВЧАННЯ СИСТЕМИ РОЗПІЗНАВАННЯ

Алгоритм навчання за ІЕІ-технологією полягає в реалізації багаточисельної ітераційної процедури оптимізації структурованих просторово-часових параметрів навчання системи і наближення глобального максимуму усередненого за алфавітом  $\{X_m^o\}$  значення КФЕ навчання до граничного, що дозволяє побудувати безпомилкові за навчальною матрицею вирішальні правила. Як параметри навчання розглянемо геометричні параметри контейнерів класів розпізнавання, побудованих в радіальному базисі простору ознак розпізнавання, та систему контрольних допусків на ознаки. У цьому випадку ітераційний алгоритм оптимізації контрольних допусків на ознаки має структурований вигляд

$$\delta = \arg \langle \max_{G_\delta} \{ \max_{G_d} \bar{E} \} \rangle ,$$

де  $G_\delta, G_d$  – області допустимих значень параметра поля контрольних допусків  $\delta$  і радіусів контейнерів класів розпізнавання відповідно.

При цьому задано області допустимих значень параметрів навчання:  $\delta \leq \delta_H / 2$ , де  $\delta_H$  – нормоване поле допусків, і  $d_m \in [0; d(x_m \oplus x_c) - 1]$ , де  $d(x_m \oplus x_c)$  – кодова відстань між еталонним вектором  $x_m$  класу  $X_m^o$  і найближчим (сусіднім) до нього еталонним вектором  $x_c$  класу  $X_c^o$ .

Оскільки ознаки мають однакову шкалу вимірювання яскравості, то доцільно застосувати алгоритм навчання системи розпізнавання з паралельною оптимізацією контрольних допусків, який оптимізує параметри контейнерів класів розпізнавання за умови ітераційної процедури визначення для базового класу  $X_1^o$  оптимальних контрольних допусків на всі ознаки одночасно. Як вхідні дані розглядається багатовимірною навчальною матрицею яскравості  $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ , одержана шляхом оброблення електронограм у полярних координатах за формулою (3). За область значень параметра  $\delta$  береться інтервал  $[1; \delta_H / 2]$ , де  $\delta_H$  – ширина нормованого (експлуатаційного) поля допусків.

Розглянемо кроки реалізації такого алгоритму LEARNING1:

1) обнулюється лічильник кроків зміни параметра  $\delta: l:=0$ ;

2) запускається лічильник кроків зміни параметра  $\delta: l:=l+1$ ;

3) обчислюються нижні та верхні контрольні допуски для всіх ознак:  $\{A_{HK,i}[l] := y_{1,i} - \delta[l]\}$  і  $\{A_{BK,i}[l] = y_{1,i} + \delta[l]\}$ ,  $i = \overline{1, N}$  відповідно, де  $y_{1,i}$  – вибіркове середнє значення  $i$ -ї ознаки для векторів-реалізацій класу  $X_b^o$ , який взятий як базовий;

4) реалізується базовий алгоритм навчання, який вміщує в собі такі етапи:

а) формування бінарної навчальної матриці  $\|x_{m,i}^{(j)}\|$ , елементи якої дорівнюють

$$x_{m,i}^{(j)} = \begin{cases} 1, & \text{if } y_{m,i}^{(j)} \in \delta_{K,i}, \\ 0, & \text{if } y_{m,i}^{(j)} \notin \delta_{K,i}; \end{cases}$$

б) формування масиву еталонних двійкових векторів  $\{x_{m,i} \mid m = \overline{1, M}, i = \overline{1, N}\}$ , елементи якого визначаються за правилом

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

де  $\rho_m$  – рівень селекції координат вектора  $x_m \in X_m^o$ ;

в) розбиття множини еталонних векторів на пари найближчих "сусідів":  $\mathfrak{R}_m^{[2]} = \langle x_m, x_l \rangle$ , де  $x_l$  – еталонний вектор сусіднього класу  $X_l^o$ ;

г) оптимізація кодової відстані  $d_m$  відбувається за рекурентною процедурою. При цьому береться  $E_m(\mathbf{0}) = \mathbf{0}$ ;

д) процедура закінчується при знаходженні максимуму КФЕ в робочій області його визначення:  $E_m^* = \max_{\{d\}} E_m$ , де  $\{d\} = \{0, 1, \dots, d < d(x_m \oplus x_i)\}$  – множина радіусів концентрованих гіперсфер, центр яких визначається вершиною  $x_m \in X_m^o$ ;

5) якщо  $E_1^*[l] \geq E_1^*[l-1]$ , то виконується пункт 6, інакше – пункт 7;

6) якщо  $\delta \leq \delta_H / 2$ , то виконується пункт 2, інакше – пункт 7.

7)  $\{A_{HK,i}^* := A_{HK,i}[l-1]\}; \{A_{BK,i}^* := A_{BK,i}[l-1]\}, i = \overline{1, N}; E_1^* := E_1^*[l-1]$ ;

8) ЗУПИН.

Оскільки функціональна ефективність навчання системи розпізнавання за алгоритмом LEARNING1 залежить від вибору базового класу розпізнавання, то окремо розглянемо кроки реалізації алгоритму вибору базового класу:

1) лічильник порядкових номерів класів встановлюється таким, що дорівнює одиниці:  $m := 1$ ;

2) здійснюється оптимізація системи контрольних допусків за алгоритмом LEARNING1;

3) обчислюється максимальне усереднене значення КФЕ (1) у робочій області його визначення;

4)  $m := m + 1$ ;

5) якщо  $m \leq M$ , то виконується пункт 2, інакше пункт 6;

6) визначається базовий клас, використання якого забезпечує максимальне усереднене значення КФЕ:

$$m^* = \arg \left( \max_{m \in M} (E^*) \right);$$

7) ЗУПИН.

Якщо значення критерію не досягає свого максимального граничного значення, то згідно з принципом відкладених рішень здійснюється оптимізація інших параметрів функціонування системи розпізнавання для вибраного базового класу. Процес навчання продовжується до тих пір, поки КФЕ не досягне свого максимального граничного значення, що свідчить про побудову безпомилкових за навчальною матрицею вирішальних правил.

## РЕЗУЛЬТАТИ ФІЗИЧНОГО МОДЕЛЮВАННЯ

Як базовий клас спочатку розглядався клас  $X_1^o$  (рис.1). При цьому було проведено оптимізацію СКД за паралельним алгоритмом, результати якого показано на рис. 2.

Аналіз рис.2 показує, що оптимальним значенням параметра СКД дорівнює  $\delta^* = 63$  градацій яскравості. При цьому оптимальні значення радіусів контейнерів дорівнюють:  $d^*_1 = 31$  (в одиницях кодової відстані) для базового класу  $X_1^o$ ,  $d^*_2 = 75$  для класу  $X_2^o$  і  $d^*_3 = 30$  для класу  $X_3^o$ . Відповідні значення міжцентрових відстаней для найближчих класів становлять:  $d_c(x_1 \oplus x_2) = 88$  і  $d_c(x_3 \oplus x_2) = 96$ , де  $x_1, x_2, x_3$  – двійкові еталонні вектори-реалізації відповідних класів. При цьому усереднене максимальне значення КФЕ для базового класу  $X_1^o$  дорівнює  $\overline{E^*} = E^*_1 = 1,41672$ ,  $D1_1 = 0,80$ ,  $\beta_1 = 0,12$ , для класу  $X_2^o$  –  $E^*_2 = 1,62710$ ,  $D1_2 = 0,76$ ,  $\beta_2 = 0,04$  для класу  $X_3^o$  –  $E^*_3 = 2,43556$ ,  $D1_3 = 0,84$ ,  $\beta_3 = 0$ .

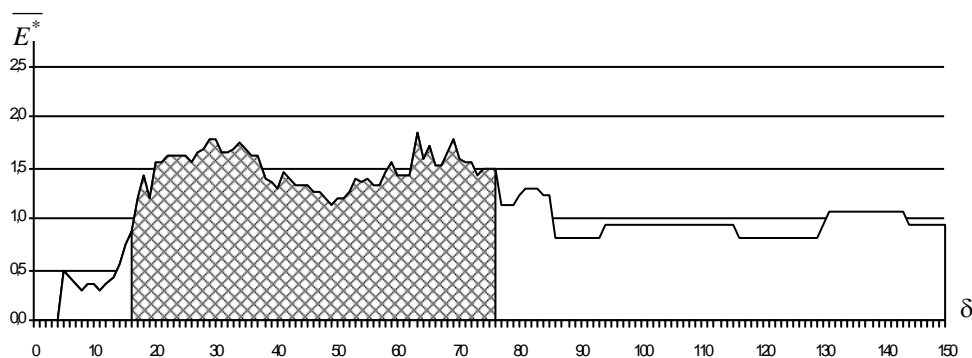


Рисунок 2 – Графік залежності КФЕ (2) від параметра поля допусків  $\delta$  при базовому класі  $X_1^o$

На другій ітерації за базовий було взято клас  $X_2^o$ . Результат оптимізації контрольних допусків на ознаки розпізнавання за алгоритмом LEARNING1 показано на рис. 3.

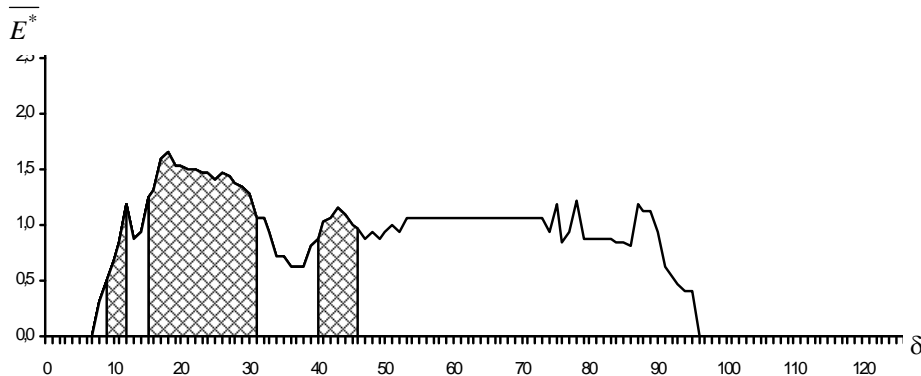


Рисунок 3 – Графік залежності КФЕ (2) від параметра поля допусків  $\delta$  при базовому класі  $X_2^o$

Аналіз рис.3 показує, що оптимальним значенням параметра СКД  $\delta^* = 18$ . При цьому оптимальні значення геометричних параметрів для класу  $X_1^o$  -  $d^*_1 = 31$ , для класу  $X_2^o$  -  $d^*_2 = 159$ , для класу  $X_3^o$  -  $d^*_3 = 34$ . Відповідні значення міжцентрових відстаней становлять: між класом  $X_1^o$  та його „сусідом” класом  $X_3^o$  -  $d^*_c = 44$ , між класом  $X_2^o$  та його „сусідом”-класом  $X_1^o$  -  $d^*_c = 190$ , між класом  $X_3^o$  та його „сусідом”-класом  $X_1^o$  -  $d^*_c = 44$ . Максимальні значення КФЕ та значення точнісних характеристик системи: для класу  $X_1^o$  -  $E^*_1 = 1,22840$ ,  $D1_1 = 0,64$ ,  $\beta_1 = 0$ , для базового класу  $X_2^o$  -  $E^*_2 = 2,13037$ ,  $D1_2 = 0,80$ ,  $\beta_2 = 0$ , для класу  $X_3^o$  -  $E^*_3 = 1,62710$ ,  $D1_3 = 0,72$ ,  $\beta_3 = 0$ .

На третій ітерації за базовий клас було взято клас  $X_3^o$ . Результат проведення оптимізації СКД за паралельним алгоритмом у цьому випадку показано на рис. 4.

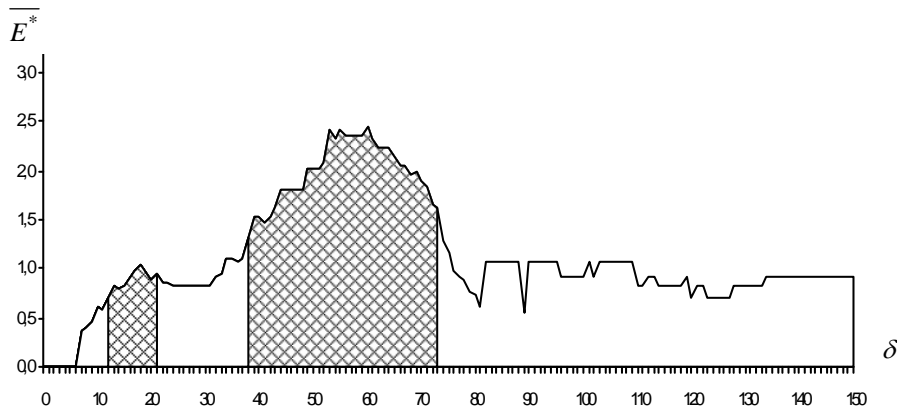


Рисунок 4 – Графік залежності КФЕ (2) від параметра поля допусків  $\delta$  при базовому класі  $X_3^o$

Аналіз рис.4 показує, що оптимальним значенням параметра СКД  $\delta^* = 60$ . Оптимальні значення геометричних параметрів класу  $X_1^o - d^*_1 = 44$ , класу  $X_2^o - d^*_2 = 83$ , базового класу  $X_3^o - d^*_3 = 39$ . Відповідні значення міжцентрових відстаней становлять: між класом  $X_1^o$  та його „сусідом”-класом  $X_2^o - d^*_c = 103$ , між класом  $X_2^o$  та його „сусідом”-класом  $X_3^o - d^*_c = 88$ , між класом  $X_3^o$  та його „сусідом”-класом  $X_2^o - d^*_c = 88$ . Максимальні значення КФЕ та значення точнісних характеристик системи: для класу  $X_1^o - E^*_1 = 2,13037, D1_1 = 0,84, \beta_1 = 0,04$ , для класу  $X_2^o - E^*_2 = 2,43556, D1_2 = 0,84, \beta_2 = 0$ , для базового класу  $X_3^o - E^*_3 = 2,78953, D1_3 = 1,00, \beta_3 = 0,12$ .

Таким чином, порівняльний аналіз показує, що максимальне значення КФЕ одержано для третьої ітерації, коли за базовий було взято клас  $X_3^o$ .

#### ВИСНОВКИ

1. У рамках інформаційно-екстремальної технології запропоновано алгоритм навчання, який дозволяє на етапі оптимізації параметрів плану навчання здійснювати вибір базового класу, відносно якого визначається оптимальна система контрольних допусків на ознаки розпізнавання.
2. На прикладі побудови оптимального розбиття простору ознак розпізнавання при навчанні системи розпізнавання електронограм показано, що вибір базового класу дозволив підвищити функціональну ефективність системи розпізнавання.

#### SUMMARY

##### THE SELECTION OF BASE CLASS IN PATTERN RECOGNITION

*I.V. Selehov, K.V. Barylo,  
Sumy State University*

*The article describes the algorithm for determining the base class for pattern recognition for the terminal alphabet by using information-extreme intelligence technology and its influence on the functional efficiency of educational systems capable of pattern recognition. The proposed algorithm is implemented in recognition of electronograms.*

**Keywords:** *recognition, electron diffraction, training, optimization, information and extreme intellectual technology.*

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Красноясовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування, що навчаються: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань/ А.С.Красноясовський. – Суми: Видавництво СумДУ. – 2003.– 257 с.
2. Довбиш А.С. Основи проектування інтелектуальних систем: навчальний посібник/ А.С. Довбиш. – Суми: Вид-во СумДУ, 2009. – 171 с.
3. Красноясовський А.С. Розпізнавання електронограм в електронній мікроскопії / А.С. Красноясовський, М.В. Козинець, І.В. Шелехов // Открытые информационные и компьютерные интегрированные технологии. – Харьков: Нац. аэрокосмический ун-т «ХАИ», 2002. – Вып. 12. – С. 140-146.
4. Довбиш А.С. Інформаційно-екстремальний метод розпізнавання електронограм / А.С. Довбиш, С.С. Мартиненко // Вісник СумДУ. Серія Технічні науки. – 2009. – №2. – С. 85-91.

*Надійшла до редакції 1 вересня 2010 р.*