

УДК 681.518:004.93.1

**ІНФОРМАЦІЙНО-ЕКСТРЕМАЛЬНИЙ МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ  
ЕЛЕКТРОНОГРАМ**

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

*Рассматривается распознавание электронограмм, полученных в электронной микроскопии в режиме микродифракции информационно-экстремальным методом, который основан на максимизации информационной способности системы распознавания.*

*Розглядається розпізнавання електронограм, одержаних в електронній мікроскопії в режимі мікродифракції, за інформаційно-екстремальним методом, що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи розпізнавання.*

Розпізнавання електронограм різних матеріалів, одержаних у режимі мікродифракції в електронній мікроскопії [1], є важливою задачею якісного експрес-аналізу в металургії, кристалографії, геології, медицині та інше. Вирішення такої задачі дасть можливість підвищити точність та оперативність прийняття рішень у задачах контролю та керування складними технологічними процесами. Незважаючи на інтенсивний розвиток методів розпізнавання образів, машинна класифікація електронограм все ще залишається нерозв'язаною задачею через нестаціонарність за яскравістю зображень електронограм та відносно велику дисперсію реалізацій одного класу електронограм, що збільшує ступінь перетину класів розпізнавання.

Більшість відомих алгоритмів розпізнавання [2-4] орієнтовано на розв'язання модельних задач, які виключають перетин класів і потребують статистичних стійкості та однорідності навчальної вибірки, що на практиці, як правило, не виконується. Одним із шляхів вирішення цієї проблеми є розв'язання задачі за допомогою методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІТ), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи розпізнавання шляхом введення на етапі навчання системи додаткових інформаційних обмежень [5,6].

Розглянемо розпізнавання електронограм за ІЕІТ для загального випадку, коли кількість класів більше двох.

**НАУКОВО-МЕТОДОЛОГІЧНІ ПОЛОЖЕННЯ  
РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ**

Розглянемо поставлення задачі загального синтезу системи розпізнавання електронограм за апріорно класифікованою навчальною матрицею типу "об'єкт – властивість". Нехай ефективність навчання розпізнавання реалізацій класу  $X_m^o$ ,  $m = \overline{1, M}$  характеризується значенням  $E_m$  критерію функціональної ефективності (КФЕ). Відома навчальна матриця яскравості зображень електронограм  $\|y_{m,i}^{(j)}\|$ ,  $i = \overline{1, N}$ ,  $j = \overline{1, n}$ , де  $N$ ,  $n$  – кількість ознак розпізнавання і

випробувань відповідно. При цьому рядок матриці  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid i = \overline{1, N}\}$  утворює  $j$ -ту реалізацію образу, а стовпчик  $\{y_{m,i}^{(j)} \mid j = \overline{1, n}\}$  – навчальну вибірку значень  $i$ -ї ознаки розпізнавання. Для структурованого вектора параметрів функціонування системи розпізнавання  $g_m = \langle g_{m,1}, \dots, g_{m,q}, \dots, g_{m,Q} \rangle$ , які будемо називати параметрами навчання і для яких відомі обмеження  $R_q(g_1, \dots, g_Q) \leq 0$ , шляхом організації послідовних ітераційних процедур оптимізації параметрів навчання необхідно знайти екстремальні значення координат вектора  $g_m$ , що забезпечують максимум КФЕ навчання системи розпізнавання:

$$E_m^* = \max_G E_m, \quad (1)$$

де  $G$  – область допустимих значень параметрів навчання.

На етапі екзамену необхідно за побудованим на етапі навчання СППР вирішальним правилом визначити належність реалізації образу, що розпізнається, до відповідного класу розпізнавання із заданого алфавіту  $\{X_m\}$ .

За ІЕІТ побудова оптимального контейнера класу розпізнавання в радіальному базисі простору ознак здійснюється на кожному кроці навчання системи шляхом цілеспрямованої трансформації апріорного розподілу векторів-реалізацій, наприклад, класу  $X_m^0$  і вписування його у сферичний габарит, радіус  $d_m$  і центр якого при цьому так само змінюється. З метою узагальнення будемо розглядати у бінарному просторі під контейнером “псевдосферу”, що описує гіперпаралелепіпед, геометричним центром якого є вершина еталонного вектора  $x_m \in X_m^0$ . Це дозволяє розглядати як параметри навчання еталонний вектор  $x_m$  і

$$\text{радіус контейнера } K_m^0 \in X_m^0: \quad d_m = \sum_{i=1}^N (x_{m,i} \oplus \lambda_i),$$

де  $\lambda_i$  -  $i$ -та координата деякого вектора  $\lambda$ , вершина якого належить контейнеру  $K_m^0$ . Надалі кодову відстань між векторами позначимо як  $d_m = d(x_m \oplus \lambda)$ .

Алгоритм навчання за ІЕІТ полягає в реалізації багатоциклічної ітераційної процедури оптимізації за інформаційним КФЕ структурованих параметрів навчання, які впливають на достовірність класифікатора. Для загального випадку ( $M > 2$ ) алгоритм навчання має такий структурований вигляд:

$$g_\xi^* = \langle \arg\{\max_{G_\xi} \{ \dots \{ \max_{G_2} \{ \max_{G_1} \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m^* \} \dots \} \} \rangle,$$

де  $g_\xi^*$  - оптимальне значення параметра навчання, яке визначається в зовнішньому циклі ітераційної процедури пошуку глобального екстремуму КФЕ у робочій області його визначення.

Як критерій оптимізації параметрів навчання у рамках ІЕІТ може розглядатися будь-яка статистична інформаційна міра, яка є функціоналом від точнісних характеристик. Значного використання в алгоритмах навчання за МФСВ набула модифікація інформаційної міри

Кульбака [7], 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 гіпотез, що характеризує найбільш важкий у статистичному розумінні випадок прийняття рішень, міру Кульбака подамо у вигляді

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

$$= \frac{1}{2} \log_2 \left( \frac{D_{1,m} + D_{2,m}}{\alpha_m + \beta_m} \right) [(D_{1,m} + D_{2,m}) - (\alpha_m + \beta_m)] = \log_2 \left( \frac{2 - (\alpha_m + \beta_m)}{\alpha_m + \beta_m} \right) [2 - (\alpha_m + \beta_m)], \quad (2)$$

де  $D_{1,m}$ ,  $D_{2,m}$ ,  $\alpha_m$ ,  $\beta_m$  – точнісні характеристики: перша і друга достовірності, помилки першого та другого роду відповідно.

Таким чином, критерій (2) є нелінійним функціоналом від точнісних характеристик процесу навчання. Крім того, він є неоднозначним, що потребує знання робочої області його визначення.

Розглянемо оцінки помилок першого та другого роду:

$$\alpha_m = K_{1,m} / n, \quad \beta_m = K_{2,m} / n,$$

де  $K_{1,m}$  – кількість реалізацій класу  $X_1^o$ , які не належать контейнеру  $K_1^o$ ;

$K_{2,m}$  – кількість реалізацій класу  $X_2^o$ , які належать контейнеру  $K_1^o$ .

Після підстановки цих оцінок у (2) отримаємо робочу формулу критерію функціональної ефективності за Кульбаком:

$$E_m = \frac{1}{n} \log_2 \left\{ \frac{2n + 10^{-r} - [K_2^{(k)} + K_3^{(k)}]}{[K_2^{(k)} + K_3^{(k)}] + 10^{-r}} \right\} * [2n - (K_2^{(k)} + K_3^{(k)})], \quad (3)$$

де  $K_2^{(k)}$  – кількість реалізацій класу  $X_m^o$ , які не знаходяться в  $k$ -му контейнері цього класу;  $K_3^{(k)}$  – кількість “чужих” реалізацій, які знаходяться в  $k$ -му контейнері. У виразі (3)  $10^{-r}$  – будь-яке мале позитивне число, яке дозволяє уникнути появи нуля у знаменнику дробу. На практиці доцільно брати  $r$  рівним кількості знаків у мантисі значення критерію.

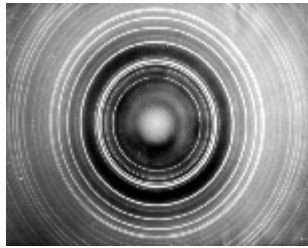
#### ПРИКЛАД РЕАЛІЗАЦІЇ АЛГОРИТМУ РОЗПІЗНАВАННЯ ЕЛЕКТРОНОГРАМ

Реалізацію алгоритму за МФСВ розглянемо на прикладі розпізнавання отриманих на просвічуючому електронному мікроскопі електроннограм (рис.1).

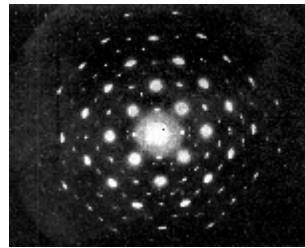
Оброблення електроннограм здійснювалось у полярних координатах, які дозволяють зробити електроннограми, що досліджуються, інваріантними до зсуву, повороту і масштабу. При обробленні зображень за допомогою полярних координат спочатку формувался рядок навчальної матриці (вектор-реалізація образу), елементи якого обчислювалися за формулою

$$\sum_{j=1}^R \Theta_j = \frac{\sum_{i=1}^N \theta_i}{N}, \quad (4)$$

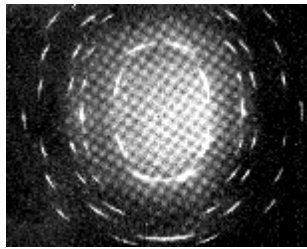
де  $\Theta_j$  – числове значення спектра у  $j$ -му радіусі;  $\theta_i$  – значення яскравості у  $i$ -му пікселі;  $N$  – загальна кількість пікселів;  $R$  – радіус кола зчитування.



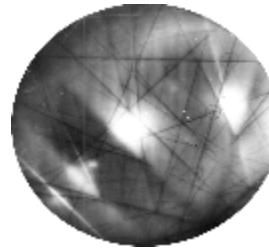
а)



б)



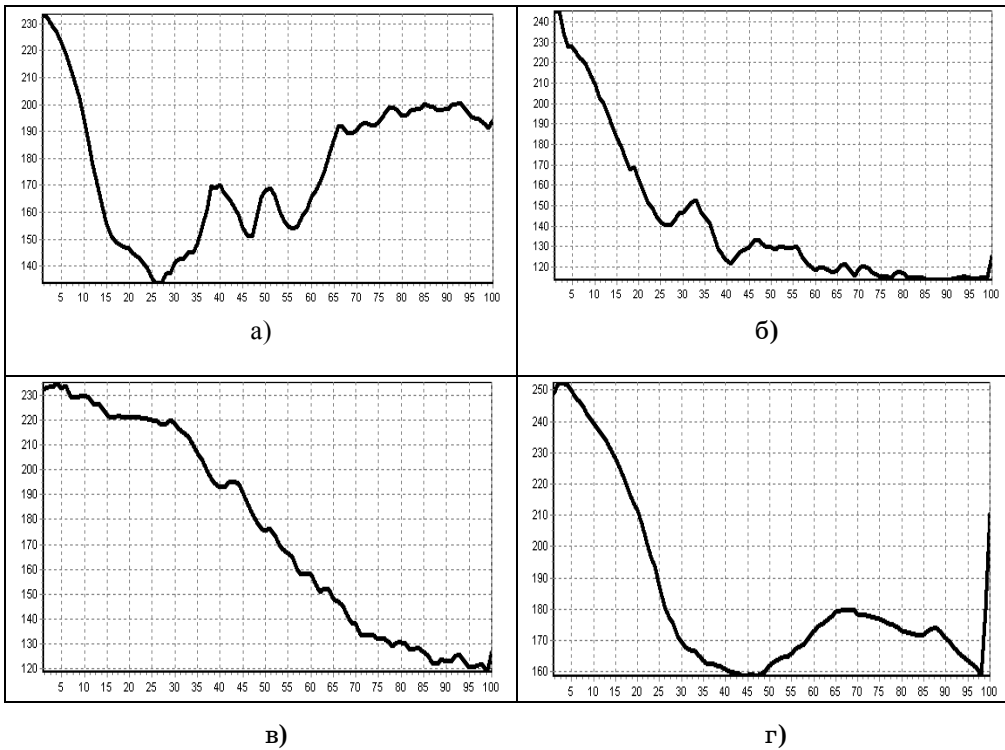
в)



г)

Рисунок 1– Електронограми: а) полікристала; б) мозаїчного монокристала; в) текстури; г) з Кікучі-лініями

Результати оброблення електронограм у полярних координатах показано на рис. 2.



а)

б)

в)

г)

Рисунок 2 – Спектр електронограм для класів: а)  $X_1$ ; б)  $X_2$ ; в)  $X_3$ ; г)  $X_4$

У результаті роботи базового алгоритму побудовано графіки залежності КФЕ навчання від радіуса контейнера класів  $X_1^o - X_4^o$  при обробленні зображень в полярних координатах (рис. 3).

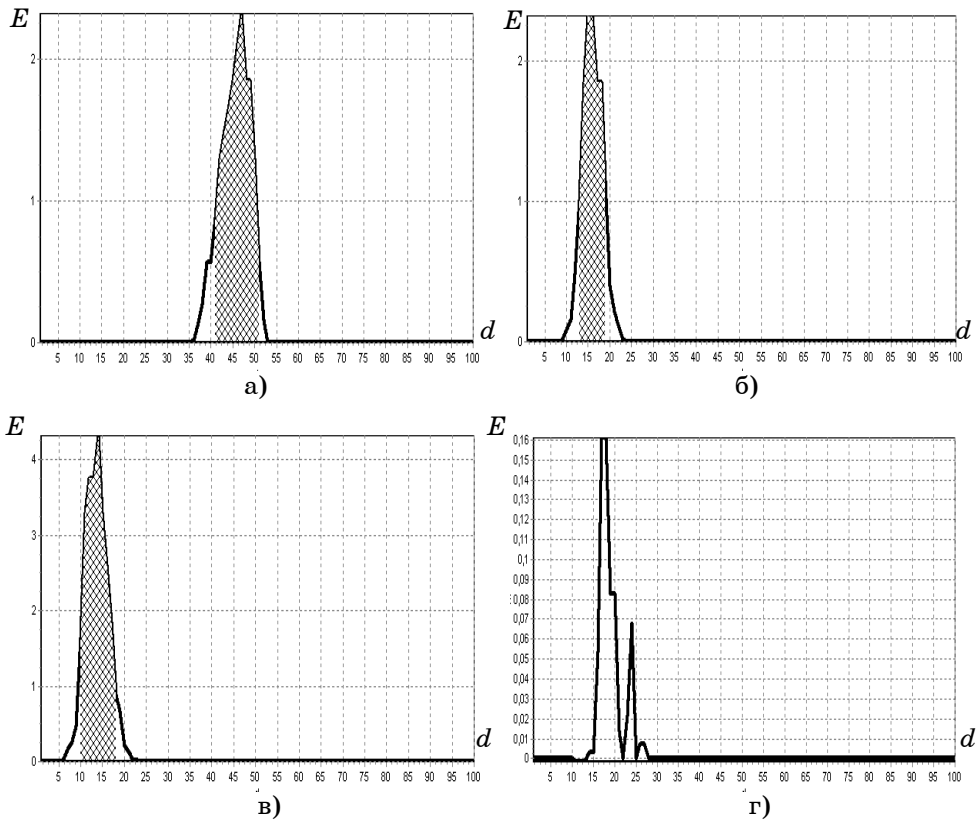


Рисунок 3 – Залежність КФЕ від радіуса для класів: а)  $X_1$ ; б)  $X_2$ ; в)  $X_3$ ; г)  $X_4$

З метою підвищення значення КФЕ було здійснено паралельну оптимізацію контрольних допусків на ознаки розпізнавання. На рис.9 наведено залежність середнього КФЕ від параметра поля допусків  $\delta$ .

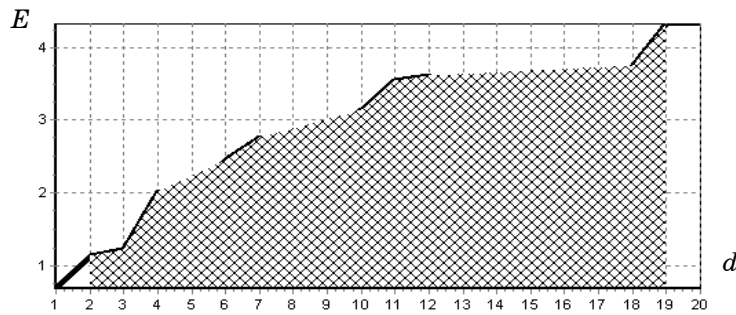


Рисунок 4 – Графік залежності значення усередненого КФЕ від параметра  $\delta$

На рис. 4 показано залежність КФЕ від радіусів контейнерів відповідних класів розпізнавання після оптимізації контрольних допусків.

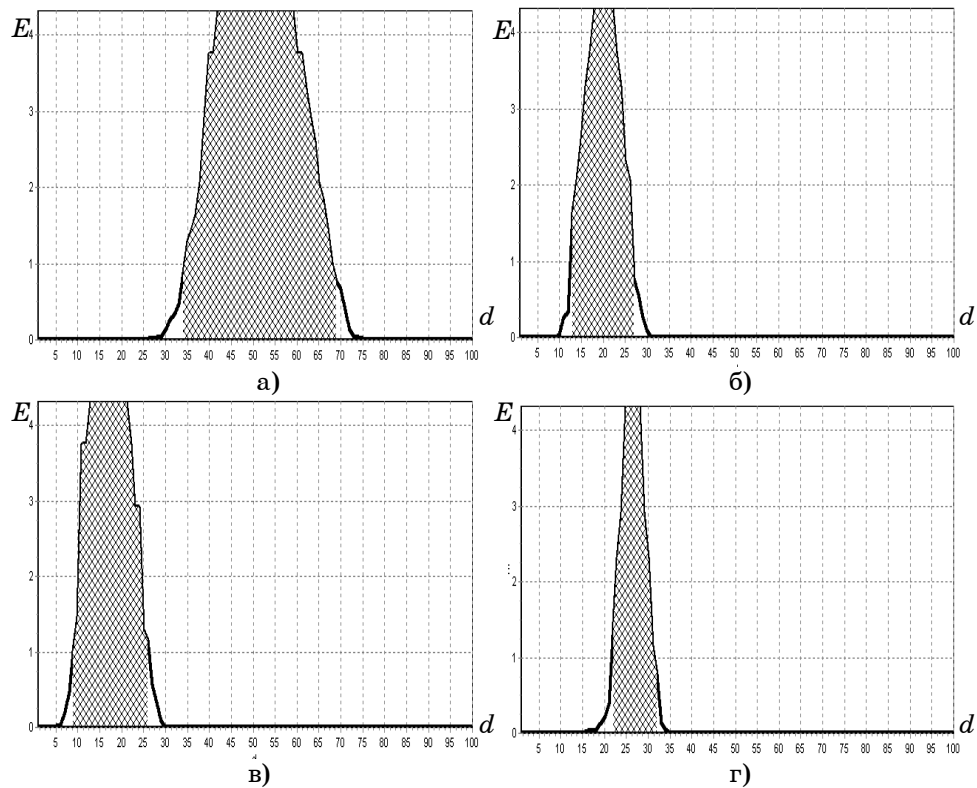


Рисунок 5 – Залежність КФЕ від радіуса для класів:  
 а)  $X_1$ ; б)  $X_2$ ; в)  $X_3$ ; г)  $X_4$

Після проведення навчання та оптимізації контрольних допусків було проведено процедуру екзамену. Для розпізнавання розглядалась реалізація класу  $X_3$  (рис. 3).

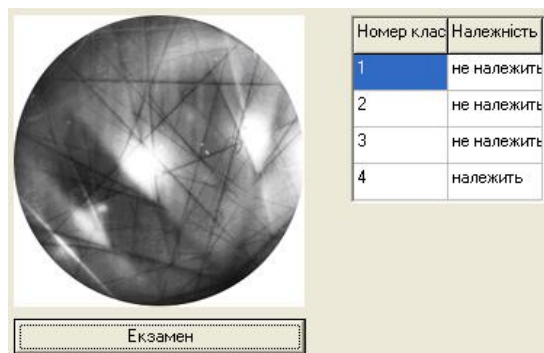


Рисунок 6 – Інтерфейс програми екзамену для класу  $X_4$

### ВИСНОВКИ

1 Реалізація алгоритму навчання з оптимізацією контрольних допусків при обробленні зображень в полярних координатах дозволяє підвищити асимптотичну достовірність розпізнавання електроннограм і забезпечує їх інваріантність до деформацій, викликаних зсувом, поворотом та зміною масштабу.

2 Розроблене інформаційне та програмне забезпечення системи розпізнавання у рамках ІЕІТ за результатами фізичного моделювання забезпечує високу достовірність розпізнавання електроннограм у режимі екзамену.

## SUMMARY

### THE EXTREME INFORMATION METHOD OF RECOGNITION OF ELECTRON DIFFRACTION PATTERNS

*A.S. Dovbysh, S.S. Martynenko*  
*Sumy State University*

*The article presents recognition results of electron diffraction pattern of different substances, gained in a micro diffraction regime in electronic microscopy, by using information-extreme intelligence technology, which is based on recognition system information capacity maximization.*

## СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Томас Г., Гориндж М.Дж. Просвечивающая электронная микроскопия материалов: Пер. с англ. / Под ред. Б.К. Вайнштейна. – М.:Наука, 1983. –320 с.
2. Васильев В.И. Распознающие системы: Справочник. 2-е изд., перераб. И доп. – К.: Наукова думка, 1983. – 422 с.
3. Duda R. O., Hart P. E., Stork D. G. Pattern Classification, second ed. John Wiley & Sons, New York, 2001.– 738 p.
4. Shalkoff R.J. Digital image processing and computer vision. – New York-Chichester-Brisbane-Toronto-Singapore: John Wiley & Sons, Inc., 1989. – 489 p.
5. Краснопоясовський А.С. Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування, що навчаються: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань.– Суми: Видавництво СумДУ, 2003.– 257 с.
6. Krasnoyarsovsky A.S., Kozinets M.V., Shelekhov I.V. Optimisation of containers' types of recognition using method of functional-statistical tests //Buletinul Universitatii Petrol-Gaze din Ploiesti.–Vol. LV. Ser. Tehnica.– 2003.– №1.– P. 122–125.
7. Краснопоясовський А.С., Черниш А.В., Сластухевський О.Ю. Про вибір критерію функціональної ефективності систем розпізнавання, що навчаються // Радиоэлектроника и информатика. – 2001. - №4. – С. 121 –124.

*Надійшла до редакції 11 лютого 2009 р.*