

# РОЗПІЗНАВАННЯ ЕЛЕКТРОНОГРАМ ЗА МЕТОДОМ ФУНКЦІОНАЛЬНО-СТАТИСТИЧНИХ ВИПРОБУВАНЬ

*А.С.Краснопоясовський, С.О.Заговора*

*Сумський Державний Університет*

*Римського-Корсакова 2, м Суми Україна 40007*

*Тел. +38 0542 335055, факс +38 0542 334058*

*E-mail: pm@ssu.sumy.ua*

Розглядається підхід до обробки та розпізнавання електронограм, які одержують у режимі мікродіфракції на просвічуючому електронному мікроскопі з застосуванням методу функціонально-статистичних випробувань.

## Вступ

Автоматизація розпізнавання електронограм все ще залишається однією з трудно формалізованих задач. Певну надію на її розв'язання пов'язують з інтенсивною розробкою методів автоматичної класифікації. Одним з них є метод функціонально-статистичних випробувань (МФСВ), що ґрунтується на оцінці інформаційної здатності системи розпізнавання образів [1,2]. Розглянемо підхід до розпізнавання електронограм за МФСВ.

## 1 Методологічні та теоретичні положення підходу

Нехай  $\{X_m^0\}$ ,  $m = \overline{1, M}$  - абетка класів розпізнавання. Реалізаціями відповідних образів є випадкові вектори  $\{x_m^{(n)}\}$ ,  $n = \overline{1, n^*}$ , де  $n^*$  - достатній обсяг репрезентативної вибірки, які належать вибірковому простору  $X$ . Надалі простір  $X$  будемо вважати підпростором простору Хеммінга. Розв'язання задачі розпізнавання електронограм природно здійснюється в рамках дискримінантного класифікаційного аналізу, який передбачає на етапі навчання побудову нечіткого розбиття простору  $X$  на  $M$  областей  $\{\tilde{X}_m^0\}$  і на етапі екзамену – прийняття рішення про належність образу, що розпізнається до певного класу із заданого алфавіту. При цьому для загально-го визначення нечіткого розбиття  $\tilde{R}^{lM1}$ , яке допус-

кає перетин класів розпізнавання, необхідне виконання наступних умов:

$$(\forall \tilde{X}_m^0 \in \tilde{R}^M) \{ \tilde{X}_m^0 \neq 0 \}$$

$$\{ (\exists \tilde{X}_k^0 \in \tilde{R}^M) (\exists \tilde{X}_l^0 \in \tilde{R}^M) \{ \tilde{X}_k^0 \neq \tilde{X}_l^0 \rightarrow \tilde{X}_k^0 \cap \tilde{X}_l^0 \neq 0 \} \}$$

$$\{ (\forall \tilde{X}_k^0 \in \tilde{R}^M) (\forall \tilde{X}_l^0 \in \tilde{R}^M) \{ \tilde{X}_k^0 \neq \tilde{X}_l^0 \rightarrow Ke\tilde{X}_k \cap Ke\tilde{X}_l = 0 \} \}$$

$$\bigcup_{\tilde{X}_m^0 \in \tilde{R}^{lM1}} \tilde{X}_m^0 < X .$$

Ідея навчання за МФСВ полягає в організації ітераційної процедури пошуку на кожному кроці навчання максимуму інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ), який визначає екстремальні значення параметрів навчання, що безпосередньо впливають на достовірність прийняття рішень на екзамені. Такими параметрами в МФСВ є:

- параметри розділюючих гіперповерхнею (РГП), в якості яких виступають еталонні вектори  $\{x_m\}$ ,  $m = \overline{1, M}$ , вершини яких є геометричними і фізичними центрами класів розпізнавання  $\tilde{X}_m^0$  і радіуси розділюючих гіперсфер  $d_m$ , які в кодовій відстані Хеммінга визначаються як

$$d_m = \sum_{i=1}^N (x_{m,i} \oplus \lambda_{m,i}), \text{ де } x_{m,i} - i\text{-та координата вектора } x_m \in \tilde{X}_m^0; \lambda_{m,i} - i\text{-та координата деякого вектора - реалізації образу, вершина якого знаходиться на РГП; } N - \text{кількість ознак розпізнавання; } \oplus - \text{операція складання за модулем 2. Для спрощення будемо далі вживати означення } d_m = d(x_m \oplus \lambda_m);$$

- система контрольних допусків на ознаки розпізнавання  $\{\delta_{k,i}\}$ ,  $i = \overline{1, N}$ ;

- рівні селекції первинних даних;

- крок квантування первинних даних як у часі, так і за рівнем;

- параметри плану навчання та інші.

В якості КФЕ розглянемо, наприклад, нормовану інформаційна міру Шеннона:

$$E = \frac{H_0 - H(\gamma)}{H_0}, \quad (1)$$

де  $H_0 = -\sum_{l=1}^M p(\gamma_l) \log_2 p(\gamma_l)$  - апіорна (безумовна) ентропія;

$H(\gamma) = -\sum_{l=1}^M \sum_{m=1}^M p(\gamma_l) p(\mu_m / \gamma_l) \log_2 p(\mu_m / \gamma_l)$  - апостеріорна (умовна) ентропія, що характеризує залишкову невизначеність після прийняття рішення;

$p(\gamma_l)$  - безумовна ймовірність прийняття гіпотези  $\gamma_l$ ;  $p(\mu_m / \gamma_l)$  - апостеріорна ймовірність прийняття рішення  $\mu_m$  за умови, що прийнята гіпотеза  $\gamma_l$ .

Для двохальтернативної системи оцінок ( $M=2$ ) і рівноймовірних гіпотез, що характеризує найбільш важкий у статистичному сенсі випадок прийняття рішень, після заміни в (1) апостеріорних імовірностей на апіорні за формулою Байєса отримаємо [1]:

$$E = 1 + \frac{1}{2} \left( \frac{\alpha}{\alpha + D_2} \log_2 \frac{\alpha}{\alpha + D_2} + \frac{\beta}{D_1 + \beta} \log_2 \frac{\beta}{D_1 + \beta} + \frac{D_1}{D_1 + \beta} \log_2 \frac{D_1}{D_1 + \beta} + \frac{D_2}{\alpha + D_2} \log_2 \frac{D_2}{\alpha + D_2} \right), \quad (2)$$

де  $\alpha$ ,  $\beta$ ,  $D_1$ ,  $D_2$  - точнісні характеристики: помилки першого та другого роду, перша та друга достовірності відповідно. Отже критерій (2) є нелінійним функціоналом від точнісних характеристик процесу навчання. Крім того, він є неоднозначним, що потребує визначення в процесі навчання робочої області для його значень [2]. Оскільки навчальна вибірка є обмеженою за обсягом, то надалі

замість точнісних характеристик будемо оперувати їх оцінками (емпіричними частотами):

$$\alpha = \frac{K_1}{n}; \quad D_1 = \frac{K_2}{n}; \quad \beta = \frac{K_3}{n}; \quad D_2 = \frac{K_4}{n}, \quad (3)$$

де  $K_1$ ,  $K_2$  - кількість подій, які означають неналежність та належність реалізацій класу  $X_m^0$  відповідно, якщо  $\{x_m^{(n)}\} \in X_m^0$ ;  $K_3$ ,  $K_4$  - кількість подій, які означають відповідно належність і неналежність реалізацій класу  $X_m^0$ , якщо вони дійсно не належать класу  $X_m^0$ . Тоді після підстановки (3) в (2) одержимо робочу формулу для обчислення КФЕ

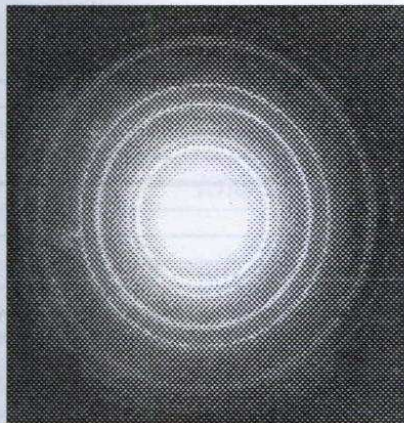
$$E_m = 1 - \frac{1}{2} \left( \frac{K_1}{K_1 + K_4} \log_2 \frac{K_1}{K_1 + K_4} + \frac{K_2}{K_2 + K_3} \log_2 \frac{K_2}{K_2 + K_3} + \frac{K_3}{K_2 + K_3} \log_2 \frac{K_3}{K_2 + K_3} + \frac{K_4}{K_1 + K_4} \log_2 \frac{K_4}{K_1 + K_4} \right). \quad (4)$$

Отже на етапі навчання за МФСВ послідовно здійснюються процедури оптимізації наведених параметрів, починаючи з оптимізації РГП, оскільки ця процедура є обов'язковою частиною інших. Тобто процедури оптимізації інших параметрів спрямовані на наближення РГП до асимптотичної, яка забезпечує асимптотично максимальну достовірність рішень, що приймаються на екзамені. Після побудови оптимальних в інформаційному сенсі РГП МФСВ дозволяє застосовувати на екзамені відомі детерміновані алгоритми прийняття рішень, які обумовлюють виконання функції приналежності [1].

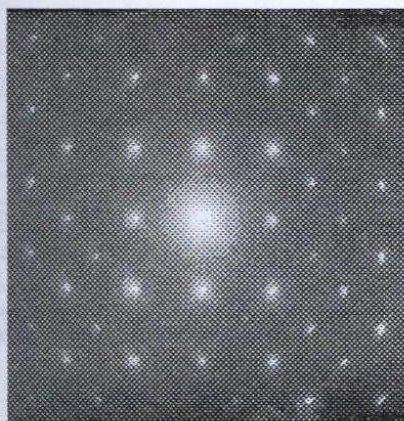
## 2 Обробка зображення

Обробку зображення розглянемо на прикладі електронограм зразків алюмінію (рис. 1,а) та золота (рис 1,б). Обробка зображення здійснюється з метою формування вхідних даних, які утворюють навчальну вибірку, в три етапи.

На першому етапі задається розмір рецепторного поля електронограми, здійснюється пошук центру симетрії зображення як точки відліку для подальшої обробки, і зчитування яскравості рецепторів.



а)



б)

Рисунок 1 - Електронограми: а) алюміній; б) золото.

На другому етапі формується діаграма розподілу яскравості  $L$  за радіусом  $R$  електронограми. При цьому для усереднення значень розподілу яскравості за кутом здійснюється перехід від прямокутних до полярних координат, що запобігає загубленню інформації. На рис.2 наведено розподіл яскравості за радіусом електронограми алюмінію, побудований на другому етапі. На третьому етапі з метою селекції піків яскравості застосовується спеціальний фільтр, який дозволяє усунути фоновий розподіл. На рис. 3,а наведено відфільтровані піки яскравості для електронограми алюмінію, а на рис. 3,б для електронограми золота.

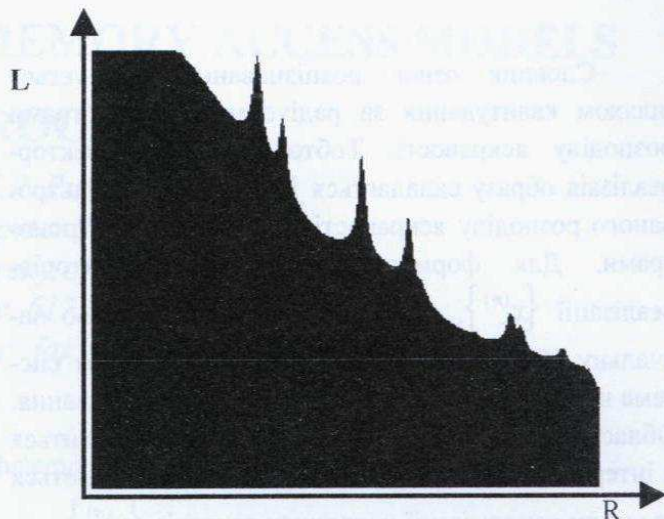
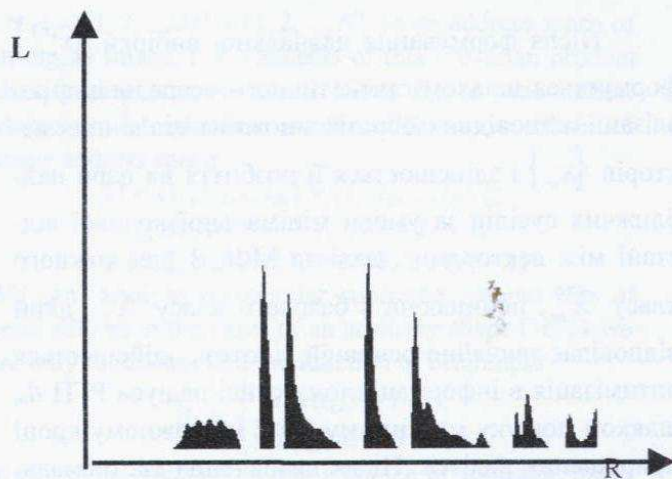
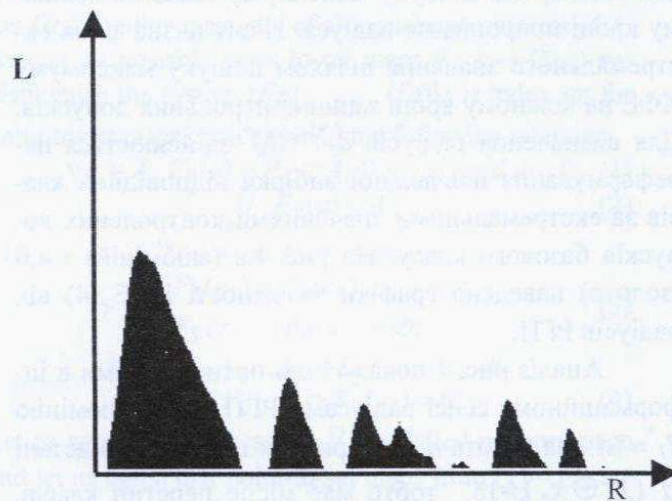


Рисунок 2. Вихідні дані другого етапу обробки зображення (алюміній).



а)



б)

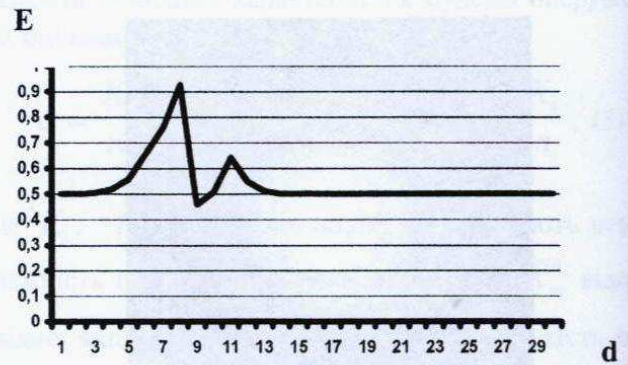
Рисунок 3 - Вихідні дані третього етапу обробки зображення: а) алюміній; б) золото.

Словник ознак розпізнавання формується шляхом квантування за радіусом електронограми розподілу яскравості. Тобто первинний вектор-реалізація образу складається із дискрет фідфільтрованого розподілу яскравості відповідної електронограми. Для формування вторинних векторів-реалізації  $\{x_m^{(n)}\}$ , які складають безпосередньо навчальну або екзаменаційну вибірку, задається система контрольних допусків на ознаки розпізнавання. Область значень контрольних допусків знаходиться в інтервалі 0-255 градацій яскравості і вибираються за умови рандомізації координат векторів  $\{x_m^{(n)}\}$ .

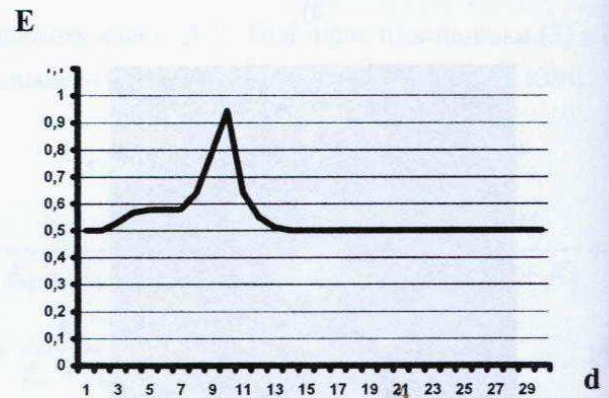
### 3 Реалізація алгоритму навчання.

Після формування навчальної вибірки  $\{x_m^{(n)}\}$  формується шляхом статистичного усереднення реалізації відповідних образів множина еталонних векторів  $\{x_m\}$  і здійснюється її розбиття на пари найближчих сусідів за умови мінімальної кодової відстані між векторами. Далі за МФСВ для кожного класу  $X_m^0$ , починаючи з базового класу  $X_1^0$ , який відповідає звичайно основній гіпотезі, здійснюється оптимізація в інформаційному сенсі радіуса РГП  $d_m$  шляхом пошуку максимуму КФЕ на кожному кроці прирощення радіуса. Після визначення екстремального значення  $d_1^*$ , здійснюється оптимізація контрольних допусків пошуку максимуму КФЕ на кожному кроці прирощення радіуса. Після визначення екстремального значення шляхом пошуку максимуму КФЕ на кожному кроці зміни контрольних допусків. Для визначення радіусів  $d_1^*, \dots, d_M^*$  здійснюється перетворення навчальної вибірки відповідних класів за екстремальними значеннями контрольних допусків базового класу. На рис. 4,а (алюміній) і 4,б (золото) наведено графіки залежності КФЕ (4) від радіусів РГП.

Аналіз рис. 4 показує, що оптимальними в інформаційному сенсі радіусами РГП є для алюмінію  $d_1^* = 7$  і для золота  $d_2^* = 9$  при між центровій відстані  $d(x_1 \oplus x_2) = 15$ , тобто має місце перетин класів. Оптимальне значення контрольного поля допусків для номінального значення 30 дискрет складало 10 градацій яскравості.



а)



б)

Рисунок 4 - Залежність КФЕ від радіусу РГП.

### Висновок

Застосування МФСВ, який ґрунтується на оцінці інформаційної здатності системи розпізнавання, відкриває можливість розробки комп'ютерних систем класифікації електронограм різноманітних зразків матеріалів

### Література

1. Краснопопсовський А.С. Технічна діагностика складних систем за методом функціонально-статистичних випробувань. // Обробка сигналів та розпізнавання образів: Праці третьої Всеукраїнської міжнародної конференції. - 1996.- С. 174-177.
2. Краснопопсовський А.С., Черниш А.В. Оцінка функціональної ефективності системи розпізнавання образів, що навчається. // Вісник Сум. держ. ун-ту. - 1997.- №2.- С. 112-118.