

УДК 004.93'1



К.В. Барило

Сумський державний університет, м. Суми, Україна, kate.barylo@gmail.com

ОПТИМІЗАЦІЯ РІВНЯ СЕЛЕКЦІЇ КООРДИНАТ ЕТАЛОННИХ ВЕКТОРІВ ПРИ РОЗПІЗНАВАННІ ЕЛЕКТРОНОГРАМ

Розглядається алгоритм оптимізації рівня селекції координат еталонних векторів-реалізацій класів розпізнавання для заданого алфавіту в рамках інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології, що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності системи розпізнавання. При цьому досліджено вплив рівня селекції на функціональну ефективність системи розпізнавання зображень.

ЕЛЕКТРОНОГРАМА, РІВЕНЬ СЕЛЕКЦІЇ, РОЗПІЗНАВАННЯ, ІНФОРМАЦІЙНИЙ КРИТЕРІЙ, НАВЧАННЯ

Вступ

Складність машинного розпізнавання електронограм, одержаних в електронній мікроскопії в режимі малої дифракції, обумовлена як довільними початковими умовами формування їх зображень, так і впливом неконтрольованих випадкових факторів (нестабільність параметрів мікроскопа та електронного пучка) [1]. Одним із перспективних напрямів аналізу і синтезу систем розпізнавання електронограм є використання ідей і методів інформаційно-екстремальної інтелектуальної технології (ІЕІ-технологія), що ґрунтується на максимізації інформаційної спроможності в процесі навчання системи [2,3]. У рамках ІЕІ-технології важливу роль в процесі навчання системи розпізнавання відіграє рівень селекції координат двійкових еталонних векторів-реалізацій образу [4], оскільки вони визначають геометричні центри контейнерів класів розпізнавання при їх цілеспрямованому відновленні в радіальному базисі простору ознак розпізнавання. Оптимізація рівня селекції дозволяє підвищити середню міжкласову кодову відстань для заданого алфавіту класів розпізнавання у відповідності з максимально-дистанційним принципом теорії розпізнавання образів.

У статті розглянуто інформаційно-екстремальний алгоритм оптимізації рівня селекції координат еталонних векторів з метою підвищення функціональної ефективності навчання системи розпізнавання електронограм.

1. Постановка задачі дослідження

Нехай дано алфавіт класів розпізнавання $\{X_m^o | m = \overline{1, M}\}$, навчальна матриця 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. При цьому задано структурований вектор параметрів функціонування системи, що навчається розпізнавати реалізації класу $X_1^o: g = \langle x_1, d_1, \rho \rangle$, який складається відповідно з еталонної реалізації x_1 класу X_1^o , геометричного параметра d_1 – кодової відстані гіперповерхні контейнера K_1^o класу X_1^o від вершини еталонної реалізації $x_1 \in X_1^o$ і рів-

ня селекції ρ координат еталонних векторів класів розпізнавання, який є рівнем квантування дискрет полігону емпіричних частот потрапляння значень ознак розпізнавання у свої поля контрольних допусків. При цьому полігон будується так: по осі абсцис відкладаються ранги ознак розпізнавання, які відповідають номерам ознак у векторі-кортежі $x_m^{(j)}$, а по осі ординат – відносні частоти $\omega_{m,i} = n_i/n$, де n_i – кількість випробувань, при яких значення i -ї ознаки знаходиться в своєму полі контрольних допусків.

Задано допустимі області значень відповідних параметрів: $x_1 \in \Omega_B^{|N|}$, де $\Omega_B^{|N|}$ – бінарний простір ознак потужності N ; $d_1 \in [0; d(x_1 \oplus x_c) - 1]$, де x_c – еталонна реалізація сусіднього (найближчого до X_1^o) класу X_c^o , і рівень селекції ρ координат еталонної реалізації x_1 , $\rho \in [0; 1]$.

Треба на етапі навчання за апріорно класифікованими реалізаціями нечітких образів побудувати оптимальне в інформаційному розумінні чітке розбиття $\mathfrak{N}^{|M|}$ дискретного простору ознак Ω_B на M класів розпізнавання шляхом ітераційної оптимізації координат вектора параметрів функціонування g_1 за умови, що значення усередненого за алфавітом $\{X_m^o\}$ інформаційного критерію функціональної ефективності (КФЕ) навчання системи розпізнавання набуває глобального максимуму в робочій (допустимій) області визначення його функції.

2. Алгоритм інформаційно-екстремальної оптимізації рівня селекції координат еталонних векторів класів розпізнавання

Оптимізацію рівня селекції координат еталонних векторів класів розпізнавання будемо здійснювати за паралельним алгоритмом, при якому рівень селекції змінюється одночасно для всіх ознак розпізнавання. При цьому за умови прийняття у загальному випадку гіпотези нечіткої компактності реалізацій образу оптимізація рівня селекції ρ буде здійснюватися у рамках інформаційно-екстремального алгоритму навчання для гіперсферичного класифікатора, в якому

контейнери класів розпізнавання відновлюються на кожному кроці навчання в радіальному базисі дискретного простору Хеммінга. Оптимальний рівень селекції ρ^* координат еталонної реалізації $x_m \in X_m^o$ визначається у результаті реалізації багатокричливої ітераційної процедури:

$$\rho^* = \arg \max_{G_\rho} \{ \max_{G_d} \bar{E}^* \}, \quad (1)$$

де G_ρ, G_d – області допустимих значень параметрів ρ і d ; \bar{E}^* – максимальне усереднене значення КФЕ для алфавіту класів розпізнавання.

Таким чином, внутрішній цикл процедури (1) реалізує базовий алгоритм навчання і зовнішній цикл – пошук оптимального значення рівня селекції. Базовий алгоритм навчання виконується за попередньо знайденим значенням параметра поля контрольних допусків δ за паралельним алгоритмом оптимізації.

Як критерій оптимізації параметрів навчання у рамках ІЕІ-технології використовувалася 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 міра Кульбака має такий вигляд:

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

де D_1, D_2, α, β – перша та друга достовірності, помилки першого та другого роду відповідно.

При цьому усереднене значення критерію (2) визначається як

$$\bar{E} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M E_m^*,$$

де E_m^* – максимальне значення КФЕ навчання системи розпізнавати реалізації класу X_m^o , обчислене в робочій (допустимій) області визначення функції критерію.

Розглянемо основні етапи алгоритму паралельної оптимізації рівня селекції:

- 1) Встановлюємо значення для верхнього ρ_v та нижнього ρ_n значення рівня селекції відповідно.
- 2) Встановлюємо крок зміни рівня селекції $\rho_c = 0,1$.
- 3) Встановлюємо значення поточного рівня селекції: $\rho_z = \rho + \rho_c$.
- 4) Реалізується базовий алгоритм навчання, який включає в себе такі етапи:

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

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

де $\delta_{k,i}^*$ – попередньо знайдене за паралельним алгоритмом оптимальне значення параметра поля контрольних допусків;

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

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

де ρ_z – поточне значення рівня селекції координат вектора $x_m \in X_m^o$;

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

г) оптимізація кодової відстані d_m відбувається за рекурентною процедурою;

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

5) Якщо $\rho_z < \rho_v$, то виконується крок 3, інакше – 6.

6) Визначається значення рівня селекції при якому усереднене значення КФЕ максимальне.

7) ЗУПИН.

Таким чином, алгоритм оптимізації рівня селекції координат двійкових еталонних векторів-реалізацій образу, як і інших параметрів навчання інтелектуальної СППР у рамках ІЕІ-технології полягає у наближенні глобального максимуму інформаційного критерію оптимізації до найбільшого його значення в області значень функції критерію.

3. Приклад реалізації алгоритму

Розглянемо алфавіт із чотирьох класів розпізнавання. Приклади електронограм-реалізацій кожного класу показано на рис. 1. При цьому клас X_1^o відповідає електронограмам алюмінію (рис. 1а), клас X_2^o – електронограми з Кікучі лініями (рис. 1б), X_3^o – матеріалу з монокристалічною структурою (рис. 1в), а X_4^o – матеріалу з полікристалічною структурою (рис. 1г). Розмірність кожного зображення електронограми становила 300×300 пікселів. Оскільки зображення електронограми є нестационарним за яскравістю, то за реалізацію приймається вся матриця яскравості. Матриця яскравості оброблялась у полярній системі координат з метою забезпечення інваріантності електронограм до операцій зсуву та повороту.

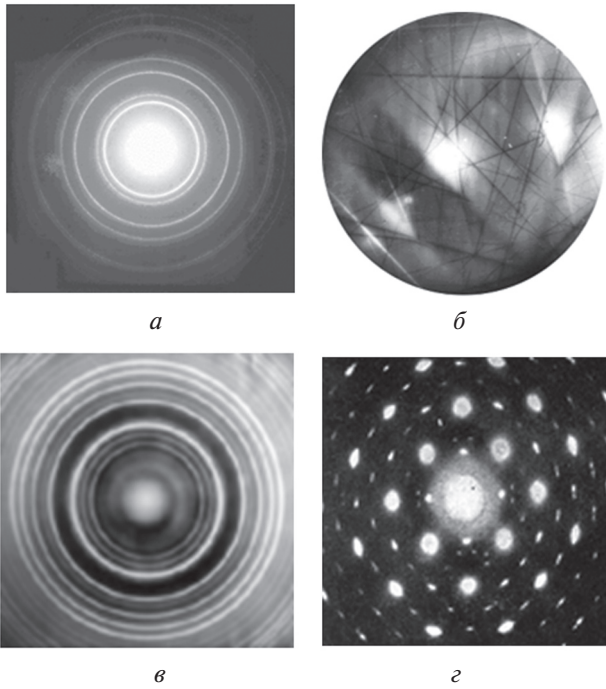


Рис. 1. Електронограми: *a* – алюміній (клас X_1^o); *b* – з Кікучі лініями (клас X_2^o); *v* – монокристалічна структура (клас X_3^o); *z* – полікристалічна структура (клас X_4^o)

При обробленні зображень в полярних координатах вектор-реалізація образу формувалася з ознак розпізнавання, які обчислювалися за формулою

$$\Theta_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \theta_i,$$

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

Вхідна ціла навчальна матриця яскравості для кожного класу складалася із 30 реалізацій і мала такі параметри: $m=1,4$, $i=1,150$, $j=1,30$.

Оптимізація параметра δ поля контрольних допусків на ознаки розпізнавання здійснювалася за паралельним алгоритмом при значенні рівня селекції $\rho=0,5$. Графік залежності усередненого КФЕ (2) від параметра поля контрольних допусків δ показано на рис. 2.

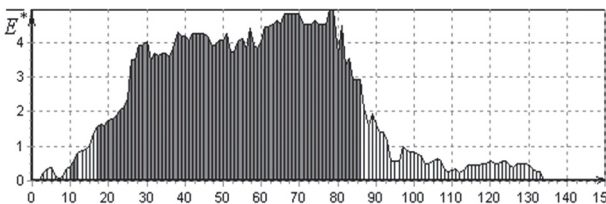


Рис. 2. Залежність усередненого КФЕ від параметра поля контрольних допусків δ при рівні селекції $\rho=0,5$

Темними ділянками на графіку (рис. 2) позначено робочі області визначення КФЕ, в яких здійснюється пошук його глобального максимуму.

Аналіз рис.2 показує, що оптимальне значення параметра δ , при якому значення усередненого КФЕ є максимальним, дорівнює $\delta^* = 79$. При цьому усереднене значення КФЕ становить 4,93.

На рис. 3 наведено залежність КФЕ від радіусів контейнерів класів розпізнавання після проведення оптимізації параметра поля контрольних допусків δ при значенні рівня селекції $\rho=0,5$.

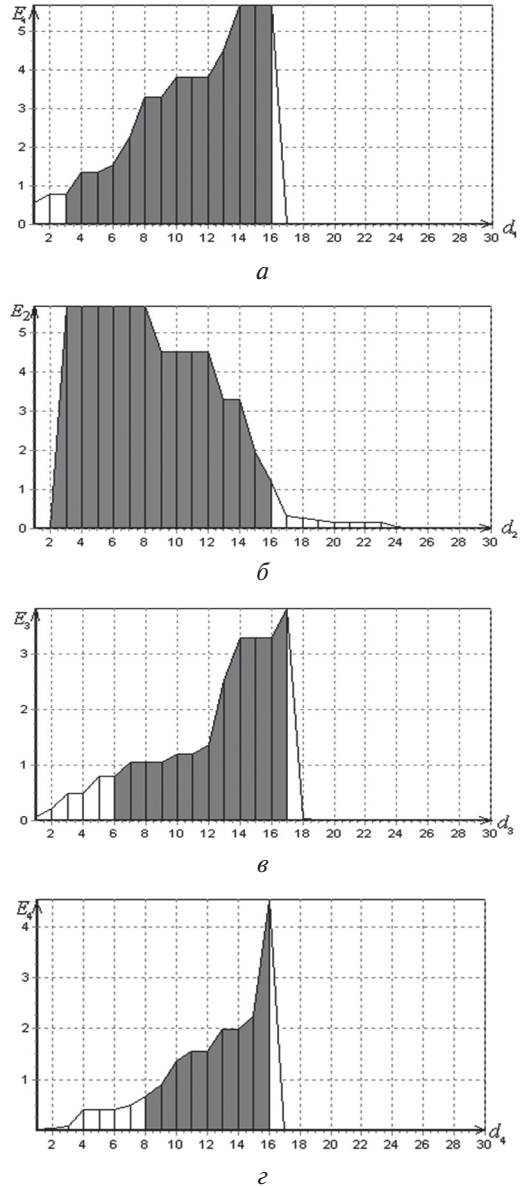


Рис. 3. Графік залежності КФЕ від радіусів контейнерів: *a* – клас X_1^o ; *b* – клас X_2^o ; *v* – клас X_3^o ; *z* – клас X_4^o

Аналіз рис. 3 показує, що відновлені в процесі навчання гіперсферичні контейнери класів розпізнавання мають такі оптимальні радіуси: $d_1^* = 14$ (тут і далі в кодових одиницях), $d_2^* = 5$, $d_3^* = 17$ і $d_4^* = 16$. При цьому оптимальні радіуси контейнерів класів X_1^o і X_2^o , для яких глобальні максимуми КФЕ на графіках мають ділянки типу “плато”, визначалися за умови мінімального значення коефіцієнта нечіткої компактності [2]

$$l_m = \frac{d_m^*}{d(x_m \oplus x_c)} \rightarrow \min, \quad (3)$$

де d_m^* – оптимальний радіус контейнера класу X_m^o ; $d(x_m \oplus x_c)$ міжцентрова відстань між еталонним вектором $x_m \in X_m^o$ і еталонним вектором x_c найближчого сусіднього класу X_c^o .

Після проведення навчання системи та знаходження оптимальних параметрів контейнерів класів розпізнавання міжцентрові кодові відстані для заданого алфавіту класів розпізнавання відповідно дорівнювали: $d(x_1 \oplus x_2)=17$, $d(x_1 \oplus x_3)=32$, $d(x_1 \oplus x_4)=35$, $d(x_2 \oplus x_3)=17$, $d(x_2 \oplus x_4)=18$, $d(x_3 \oplus x_4) =23$. При цьому середнє значення міжцентрової кодової відстані дорівнює 24 кодових одиниць. А усереднене значення коефіцієнта нечіткої компактності (3) дорівнює

$$\bar{l} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M l_m = 0,75.$$

Згідно з максимально-дистанційним принципом теорії розпізнавання образів одним із шляхів підвищення функціональної ефективності навчання системи є збільшення міжцентрових кодових відстаней. З цією метою в рамках ІЕІ-технології було проведено на етапі навчання за процедурою (1) оптимізацію рівня селекції координат еталонних векторів-реалізацій класів розпізнавання. Графік залежності усередненого значення КФЕ для заданого алфавіту класів розпізнавання від значення рівня селекції ρ показано на рис. 4.

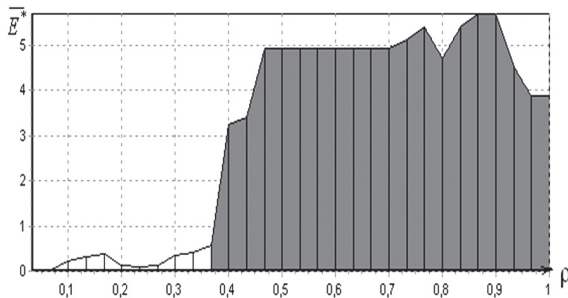


Рис. 4. Графік залежності усередненого КФЕ від значення рівня селекції

Аналіз рис.4 показує, що оптимальне значення рівня селекції визначається при глобальному максимумі КФЕ і дорівнює $\rho^* = 0,87$. Таким чином, порівняльний аналіз графіків, показаних на рис. 2 і рис. 4 дозволяє зробити висновок, що оптимізація рівня селекції дозволило збільшити значення усередненого КФЕ з 4,93 (при $\rho = 0,50$) до 5,68.

На рис. 5 показано графіки залежності КФЕ від радіусів контейнерів відповідних класів розпізнавання для оптимального рівня селекції координат еталонних векторів.

Аналіз рис. 5 показує, що відновлені в процесі навчання гіперсферичні контейнери класів розпізнавання мають такі оптимальні радіуси: $d_1^* = 22$, $d_2^* = 3$, $d_3^* = 25$ і $d_4^* = 22$. При цьому міжцентрові

кодові відстані для заданого алфавіту класів розпізнавання відповідно дорівнюють: $d(x_1 \oplus x_2)=25$, $d(x_1 \oplus x_3)=48$, $d(x_1 \oplus x_4)=44$, $d(x_2 \oplus x_3)=27$, $d(x_2 \oplus x_4)=28$, $d(x_3 \oplus x_4) =36$, а значення середньої міжцентрової кодової відстані дорівнює 35, що суттєво перевищує аналогічне значення, одержане при неоптимальному значенні рівня селекції ($\rho = 0,50$), яке застосовується за замовченням.

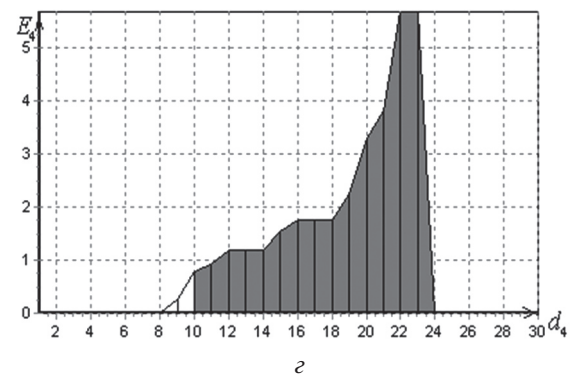
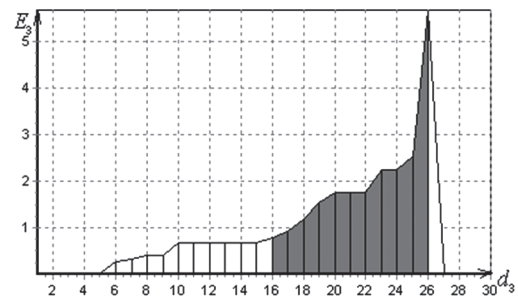
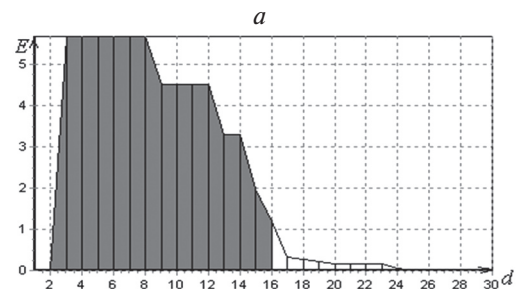
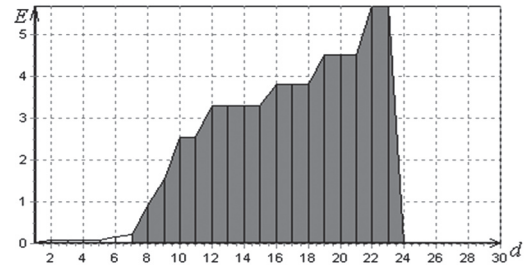


Рис. 5. Графік залежності КФЕ навчання від радіусів контейнерів класів розпізнавання: а – клас X_1^o ; б – клас X_2^o ; в – клас X_3^o ; г – клас X_4^o

Таким чином, усереднений коефіцієнт нечіткої компактності дорівнює $\bar{l}=0,68$ (до оптимізації рівня селекції $\bar{l}=0,75$), що свідчить про зменшення при оптимальному рівні селекції ступеня перетину класів розпізнавання.

Висновки

1. Оптимізація рівня селекції координат еталонних векторів класів розпізнавання дозволяє підвищити функціональну ефективність навчання системи розпізнавання електронограм.

2. У процесі відновлення контейнерів класів розпізнавання при оптимальному рівні селекції середня міжцентрова відстань збільшилася, а середнє значення коефіцієнта нечіткої компактності зменшилося, що відповідає дистанційно-максимальному і дистанційно-мінімальному принципам теорії розпізнавання образів.

3. Оскільки побудовані вирішальні правила не є безпомилковими за навчальними матрицями, то для підвищення функціональної ефективності навчання доцільно застосовувати ієрархічні схеми алгоритмів.

Список літератури: 1. *Томас, Г.* Просвечивающая электронная микроскопия материалов: [Текст] / Г. Томас, М. Дж. Гориндж: Под ред. Б. К. Вайнштейна: Пер. с англ. — М.: Наука. Гл. ред. Физ.-мат. лит. — 1983. — 320 с. 2. *Довбиш, А. С.* Основи проектування інтелектуальних систем: Навчальний посібник [Текст] / А. С. Довбиш. — Суми: Вид-во СумДУ, 2009. — 171 с. 3. *Краснопоясовський, А. С.* Інформаційний синтез інтелектуальних систем керування, що навчаються: Підхід, що ґрунтується на методі функціонально-статистичних випробувань [Текст] / А. С. Краснопоясовський. — Суми: Видавництво СумДУ. — 2003. — 257 с. 4. *Шелехов, І. В.* Вибір базового класу при розпізнаванні зображень [Текст] / І. В. Шелехов, К. В. Барило // Вісник Сумського державного університету. Серія Технічні науки. — 2010. — № 3, Т. 2. — С. 95-102.

5. *Довбиш, А. С.* Інформаційно-екстремальний метод розпізнавання електронограм [Текст] / А. С. Довбиш, С. С. Мартиненко // Вісник Сумського державного університету. Серія: Технічні науки. — 2009. — № 2. — С. 85-91.

Надійшла до редколегії 26.08.2011

УДК 004.93'1

Оптимизация уровней селекции координат эталонных векторов при распознавании электронограмм / Е. В. Барило // Бионика интеллекта: науч.-техн. журнал. — 2011. — № 3 (77). — С. 107-111.

В статье рассматривается алгоритм оптимизации уровня селекции координат эталонных векторов-реализаций классов распознавания для заданного алфавита в рамках информационно-экстремальной интеллектуальной технологии, которая основана на максимизации информационной способности системы распознавания. При этом исследовано влияние уровня селекции на функциональную эффективность системы распознавания изображений.

Ил. 5. Библиогр.: 5 назв.

UDK 004.93'1

Optimization of selection level of the vectors-implementation coordinates in pattern recognition / K. V. Barylo // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. — 2011. — № 3 (77). — P. 107-111.

In article algorithm optimization of the selection level of the vectors-implementation coordinate for the for a given class recognition alphabet by using information-extreme intellectual technology, which is based on maximizing the information capacity of the recognition system. The selection level of the pattern vectors-implementation coordinates influence on the system functional efficiency is estimated.

Fig.: 5/ Ref.: 5 items.