

УДК 519.71

В.Г. Красиленко, Д.В. Нікітович

Вінницький соціально-економічний інститут університету «Україна», Вінниця

## ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ ДОСЛІДЖЕННЯ ПРОСТОРОВО-ІНВАРІАНТНИХ ЕКВІВАЛЕНТНІСНИХ МОДЕЛЕЙ АСОЦІАТИВНОЇ ТА ГЕТЕРОАСОЦІАТИВНОЇ ПАМ'ЯТІ 2D ОБРАЗІВ

В роботі представлені результати експериментальних досліджень в програмному середовищі *Mathcad* інваріантних до просторових зміщень еквівалентнісних моделей для формування асоціативного чи гетеро-асоціативного відгуків з пам'яті та розпізнавання ушкоджених завадами зображень.

**Ключові слова:** асоціативна пам'ять, гетеро-асоціативна пам'ять, еквівалентнісні моделі, штучні нейронні мережі, розпізнавання зображень, багато-портова асоціативна нейронна модель.

### Вступ, аналіз публікацій та постановка проблеми

При моделюванні нейрофізіологічних процесів широко використовуються відповідні моделі штучних нейронних мереж (ШНМ) та асоціативної пам'яті (АП). Теоретичною основою еквівалентнісної парадигми ШНМ та АП є роботи [1, 2], в яких вперше були запропоновані еквівалентнісні моделі (ЕМ) з базовими неперервно-логічними операціями еквівалентності (нееквівалентності) різних типів та на їх основі теоретичні підходи і принципи побудови асоціативної, включно багато-портової, пам'яті та систем розпізнавання з покращеними характеристиками, що здатні розпізнавати навіть сильно схожі між собою та спотворені завадами образи. Використання цих ЕМ та їх модифікацій дозволило запропонувати на їх основі загальну концепцію побудови багатопортової нейромережевої авто-асоціативної пам'яті (ААП) [3], яка має спільну пам'ять та паралельно асоціативно розпізнає множину образів. Подальшим узагальненням стала робота [4], в якій були досліджені просторово-неінваріантні (ПНІ) еквівалентнісні моделі (ЕМ) гетеро-асоціативної пам'яті (ГАП), результати моделювання яких підтвердили, що вони мають такі переваги, як суттєве збільшення ємності пам'яті, оскільки кількість запам'ятованих образів на порядок більша за їх розмірність (кількість елементів чи пікселів), та можливість асоціативно зберігати та розпізнавати ушкоджені завадами 2D образи значної розмірності з сильною взаємною кореляцією та навіть при великих відносних спотвореннях, при яких кількість змінених елементів від загальної їх кількості досягає 30-40%. У вищевказаній роботі розглядалася і відповідна цим моделям апаратна структура багатовходової нейронної ГАП на базі просторових модулаторів світла та фото-детекторних матриць з часовим інтегруванням для зберігання та розпізнавання 2D образів. Оцінки показали, що така ГАП має ви-

сокі продуктивність та швидкість розпізнавання та одночасно паралельно формує асоціативні відгуки на всі  $M$  вхідні збуджувальні образи. Але результатів дослідження таких ПНІ ЕМ АП та вивчення впливу параметрів моделі на характеристики АП на достатній вибірці реальних зображень не наводилося. В той же час актуальним завданням є розробка та дослідження більш загальної, інваріантної до просторових зміщень, просторово-інваріантної (ПІ) еквівалентнісної моделі (ПІ ЕМ) ГАП для 2D образів. Тим більше, що схожі ПІ ЕМ, але не для АП, а для ШНМ, здатної інваріантно до зміщень розпізнавати зображення зі значною схожістю, були розглянуті в роботах [5,6], але мало досліджені.

Тому метою даної роботи є дослідження та моделювання ПІ ЕМ одно-портових і багатопортових ААП та ГАП на основі просторових нелінійних еквівалентнісних функцій (ПНЕФ) з використанням інструментарію програмного середовища *Mathcad* та пояснення деяких важливих фундаментальних концепцій і механізмів багатообразного асоціативного розпізнавання.

### Побудова узагальненої ПІ ЕМ асоціативного розпізнавання

Розглянемо модифіковану матрично-тензорну нейромережну еквівалентнісну модель (МТ НМ ЕМ) з подвійним адаптивним еквівалентнісним зважуванням (2 АЕЗ) для просторово-інваріантного розпізнавання 2D-зображень. Для її побудови нами вводилися просторово залежні нормовані функції еквівалентності (ПЗНФ Е), вперше введені в роботі [6] та названі там еквівалентнісними просторовими функціями та розвинуті і узагальнені в [2], які визначені як:

$$\begin{aligned} \tilde{e}(A, B) &= \frac{\tilde{E}(A, B)(\zeta, \eta)}{I \times J} = \frac{A * B}{I \times J} = \\ &= \frac{1}{I \times J} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (a_{\zeta+i, \eta+j} \sim b_{ij}), \end{aligned} \quad (1)$$

де  $A = [a_{nm}] \in \{0,1\}^{N \times M}$ ,  $B = [b_{ij}] \in \{0,1\}^{I \times J}$ ,  
 $N > I, M > J$  і  $\tilde{e} = [e_{\zeta, \eta}] \in [0,1]^{(N-I+1) \times (M-J+1)}$ , а  
 символ  $(\tilde{*})$  означає подібну кореляції просторову  
 згортку, але з по-елементною операцією «еквівалент-  
 ність», а не добуток. Такі функції  $\tilde{e} \begin{pmatrix} \neq \\ e \end{pmatrix}$  відобра-

жають міру близькості еквівалентності (нееквівале-  
 нтності) двох зображень залежно від їх взаємного  
 просторового зсуву.

Нехай вхідне 2D-зображення  $e \in x \in \{0,1\}^{I \times J}$ ,  
 асоційоване з ним вихідне зображення  $e$   
 $y = [y_{ij}] \in \{0,1\}^{I \times J}$  (для авто-асоціативної пам'яті), а  
 набір з  $K \times L$  навчальних 2D-зображень  
 $S^{kl} = [S_{ij}]_{I \times J} \in \{0,1\}^{I \times J}$  є об'єднаним загальним зо-  
 браженням у вигляді блочної ( $K \times L$  блоків) матриці  
 $R = US^{kl} = [r_{nm}]^{(I \times K) \times (J \times L)} \in \{0,1\}^{N \times M}$ . Тоді з ура-  
 хуванням результатів роботи [6] формування вихід-  
 ного образу-відгуку  $Y$  з поданого на вхід образу  $X$ ,  
 тобто процес його інваріантного до зсуву розпізна-  
 вання, буде описуватись нижче наведеною моделлю  
 МТ НМ ЕМ, в якій крім основних двох процедур об-  
 числення ПЗНФ Е від матриць  $X$  та  $R$  на першому  
 кроці та від матриці  $R$  і отриманої  $\tilde{e} \begin{pmatrix} \neq \\ e \end{pmatrix}$  на другому

кроці додатково реалізуються по-елементні операції  
 автоеквівалентності  $ae$  матриць з відповідними пара-  
 метрами  $p_1$  та  $p_2$  для нелінійного підсилення:

$$Y(t+1) = \phi \left[ \tilde{e} \left( \frac{(\tilde{e}((X \sim \tilde{\alpha}^{P_1})R)) \sim P_2}{\alpha_{\beta} P_2}, R \right) \right] =$$

$$= \phi \left[ \frac{1}{(I(K-1) + 1 \times (J(L-1) + 1))} \times \right. \\ \left. \times \left( a\tilde{e} \left( \left( X \tilde{\alpha}^{P_1} \tilde{*} R / (I \cdot J) \right), P_2 \right) \tilde{*} R \right) \right]. \quad (2)$$

Таким чином, замість обчислення вектора  $\beta^m$  ко-  
 ефіцієнтів, що є мірами близькості образів в просторо-  
 во неінваріантній моделі [2] і необхідні для зважуван-  
 ня ними навчальних образів, в ПІ ЕМ ми обчислюємо  
 ПЗНФ Е  $\tilde{e}_1(X, R) \in [0,1]^{(N-I+1) \times (M-J+1)}$ , яка матиме  
 $(N - I + 1) \times (M - J + 1)$  відліків чи елементів матри-  
 ці, кожен з яких відповідає значенню нормованої екві-  
 валентності вхідного зображення  $X$  до одного з утво-  
 рених вибраних фрагментів з навчальної матриці  $R$   
 при зсувах  $X$  по матриці  $R$ . Ця процедура відповідає  
 порівнянню  $X$  з усіма  $(N - I + 1) \times (M - J + 1)$  зо-

браженнями такої ж як і  $X$  розмірності та є вибраними  
 з набору еталонів  $R$  при різних відносних зсувах. Для  
 зменшення впливу взаємної кореляції між еталонами  
 та підвищення вірогідності правильного їх розпізна-  
 вання навіть при їх значній схожості вхідний образ  $X$   
 попередньо зважується елементами матриці  
 $\alpha \in [0,1]^{I \times J}$ , що враховує схожість між взаємно-  
 однозначними компонентами всіх еталонних образів.  
 А для знаходження коефіцієнтів матриці  $\alpha \in [0,1]^{I \times J}$   
 спочатку обчислюється ПЗНФ Е  $\tilde{e}_2(1, R)$  матриці  $R$   
 та матриці  $1$  з виміром  $(N - I + 1) \times (M - J + 1)$ , всі  
 елементи якої рівні 1. По кожному з  
 $\tilde{e}_2(1, R) \in [0,1]^{I \times J}$  буде розрахований середній ком-  
 понент у всіх можливих варіантах. Після цього, вико-  
 ристовуючи так звану нейтральну матрицю, всі ком-  
 поненти якої рівні 0,5, розраховується матриця  
 $\alpha \in [0,1]^{I \times J}$  за однією з двох можливих формул:

$$\left. \begin{aligned} u\alpha' &= [\alpha_{kl} = 0,5 \sim \tilde{e}_{2kl}] = [0,5]_{I \times J} \sim \tilde{e}_2 \\ u\alpha'' &= [\alpha_{kl} = 0,5 \sim \tilde{e}_{2kl} \neq \tilde{e}_{2kl}] = [0,5]_{I \times J} \sim \tilde{e}_2 \neq \tilde{e}_2 \end{aligned} \right\} (3)$$

для однополярного кодування

$$\text{та } b\alpha' = [1]_{I \times J} - |\tilde{e}_2| \text{ чи } b\alpha'' = [1]_{I \times J} - (\tilde{e}_2) \cdot (\tilde{e}_2)$$

для біполярного кодування. Тут операції  $(\neq)$  і  $(\cdot)$  над  
 матрицями  $\tilde{e}$  є по-компонентними операціями неекві-  
 валентності (еквівалентності – без перекреслення) чи  
 простого добутку. У відповідності до принципу «вижи-  
 ває сильніший» та підсилення нелінійного впливу ком-  
 понентів у залежності від рівня їх значень матриці  
 $\alpha \in [0,1]^{I \times J}$  та  $\tilde{e}_1(X, R) \in [0,1]^{(N-I+1) \times (M-J+1)}$ , а та-  
 кож інші проміжні ПЗНФ Е по-компонентно нелінійно  
 перетворюються за допомогою операцій авто-  
 еквівалентності з різними параметрами  $p_1, p_2$  [5]. Чим  
 вище параметри  $p_1, p_2$  в  $p$ -кроковій авто-еквіва-  
 лентності, тобто чим більше «конкуруючих» нелінійних  
 перетворень, тим більш швидким є процес розпізнаван-  
 ня і стабілізації стану, дивись енергетичну еквівалентні-  
 стну функцію [2, 7, 8]. Для подальших кроків у ітера-  
 ційному режимі розпізнавання в якості вхідних вико-  
 ристовуються утворені в попередніх кроках зображення.  
 Кількість ітерацій необхідних для успішного розпізна-  
 вання за допомогою запропонованої загальної моделі ПІ  
 ЕМ АП залежить від параметрів моделі та, як показують  
 модельні експерименти, на порядки є меншою у порів-  
 нянні з іншими, навіть просторово неінваріантними  
 моделями, і не перевищує буквально кількох. Відмін-  
 ність між ПІ ЕМ для ААП та ГАП полягає в тому, що в  
 ААП використовується в обох процедурних кроках об-  
 числення ПЗНФ Е за формулою (2) одна і та сама мат-  
 риця  $R$ , а в ГАП - пара таких матриць  $R1$  та  $R2$ , що є  
 різними наборами взаємно-асоційованих пар зображень.

Формула (2) показує, що весь обчислювальний процес розрахунку ПІ ЕМ зводиться до обчислення ПЗНФ Е (еквівалентної кореляції), нелінійних перетворень їх компонентів за допомогою операцій авто-еквівалентності, чи інших подібних, на кожному ітераційному кроці.

Зміною параметрів  $p_1, p_2$  у формулі (2) та врахуванням особливостей ААП та ГАП можна отримати всі раніше відомі ЕМ [2,3,4,7], включаючи моделі: без зважування, з одним, подвійним, адаптивним кореляційним та(чи) еквівалентністним, авто-еквівалентністним зважуваннями. Відзначимо, що при використанні в запропонованих ПІ МТ НМ ЕМ лише деяких фіксованих значень  $\xi, \eta$ , просторово-інваріантна модель зводиться до просторово-неінваріантної, причому всі розмірності вхідних, вихідних образів, зображень навчальних масивів залишаються взаємозгодженими навіть і у випадку ГАП при різних розмірах X та Y. Таким чином, ми запропонували більш узагальнену модифіковану еквівалентністну модель для асоціативного (авто та гетеро) просторово-інваріантного розпізнавання. Ця модель може стати потужним каталізатором для створення нового класу нейрокомп'ютерів та систем асоціативної пам'яті.

Аналіз формули (2) показує, що для реалізації ПІ МТ НМ ЕМ з АЕЗ необхідні ті чи інші, нові чи модифіковані відомі пристрої, що здатні з необхідними швидкістю та продуктивністю обчислювати нормовані функції просторової еквівалентності  $\tilde{e}(A, B)$ . Такі спеціалізовані пристрої авторами роботи [6] були раніше названі «еквіваленторами зображень». Там же було вказано на зв'язок еквівалентністних функцій  $\tilde{E}(A, B)(\zeta, \eta)$  з функціями кореляції: з лінійними LCF (A, B) та нелінійними  $NCF_{\min}(A, B) = A \hat{*} B$  чи  $NCF_{\max}(A, B) = A \check{*} B$  з різними типами еквівалентності (нееквівалентності).

Ці відомі зв'язки дозволяють легко розраховувати просторові нормовані функції еквівалентності  $\tilde{e}(\zeta, \eta)$ , використовуючи відомі кореляційні, наприклад, лінійні функції:

$$\begin{aligned} \tilde{e}(A, B) &= \frac{1}{I \times J} (LCF(A, B) + LCF(\bar{A}, \bar{B})) = \\ &= \frac{1}{I \times J} ((A \hat{*} B) + (\bar{A} \hat{*} \bar{B})), e = \\ &= 1 - \tilde{e} = \frac{1}{I \times J} (A \check{*} \bar{B} + \bar{A} \check{*} B). \end{aligned} \quad (4)$$

Отже, еквівалентор зображень сам по собі є подвоєний корелятор або подвоєний конвольвер, які формують дві кореляційні функції від позитивних (прямих) і негативних (комплементарно - доповнених) зображень, та додатково виконують операції додавання (або віднімання) цих двох просторових функцій. Нееквівалентор це також подвійний коре-

лятор, але він розраховує кореляційні функції від зображень різного типу : від позитивного і негативного чи навпаки. З формул (1, 2, 4) видно також різницю запропонованої моделі на основі обчислення функції  $\tilde{e}(\zeta, \eta)$  з їх нелінійними авто-еквівалентністними перетвореннями відносно відомих моделей перетворення «hit or miss transforms» (НМТ) [9]. Але реалізація НМТ-процесорів може бути видозмінена для реалізації ПІ МТ НМ ЕМ. Питання проектування таких апаратних реалізацій виходять за межі даної статті, вони є доцільними лише після модельних експериментів, а тому наведемо їх результати.

### Результати моделювання просторово-інваріантних моделей гетеро-асоціативної пам'яті на основі нелінійних еквівалентністних функцій

Для моделювання ПІ ЕМ ГАП в середовищі Mathcad в першому експерименті нами розраховувались просторові традиційна кореляційна CORK, еквівалентністна ЕК та нелінійна еквівалентністна ЕКН функції від зображень К (загальне чи набір фрагментів!) та ОК, що є ушкодженим завадою GA фрагментом ОК1 того ж зображення К. Для цього використовувались формули і процедури, показані на рис. 1.

```

k1 := 0..94  n := 0..94
CK_k1, n := submatrix(K, k1, k1 + 31, n, n + 31)
OK1 := submatrix(K, 41, 72, 35, 66)
OK := (OK1 ⊖ GA)
R2_k1, n := 1
CORK_k1, n := mean((CK_k1, n - OK) / R2_k1, n)
NEK_k1, n := mean((CK_k1, n ⊖ OK) / R2_k1, n)
EK := R2 - NEK
kon := max(EK)  minEK := min(EK)  ka := 5
kas := 5
thr = 0.7
EKNv_k1, n := 0.5 * [ 1 + (2 / kon * EK_k1, n - 1) ]^ka
EKNs_k1, n := Φ(EKNv_k1, n - thr) * EKNv_k1, n + (-Φ(EKNv_k1, n - thr)) * 0.5
EKN_k1, n := 0.5 * [ 1 + (2 * EKNs_k1, n - 1) ]^kas
    
```

Рис. 1. Формули, що використовувались для моделювання першого алгоритмічного кроку (формування вихідних сигналів прихованого прошарку – просторових функцій подібності) запропонованої моделі у програмному середовищі Mathcad

Вхідними образами були фрагменти бінарних зображень з двох опорних взаємно-асоційованих бінарних зображень К та КК (зміщене К), що показані на рис. 2. Фрагменти мали розмірність 32\*32 ел., а ПНЕФ (матриці CORK, EK, NEK, EKNv, EKNs, EKN) – розмірність 95\*95 ел., оскільки зображення (матриці K, KN, KG, КК) після оконтурювання мали по 126\*126 ел.

Любий відповідної розмірності фрагмент ушкодженого завадами зображення KG міг бути використаним як один із М вхідних образів ГАП, наприклад

фрагмент ОК розмірністю 32\*32 ел., дивись рис. 2. Змінюючи параметри  $ka$  (ступінь нелінійного перетворення),  $kas$  (аналогічний ступінь повторного перетворення) та  $thr$  (величина порогу), ми формували за допомогою формул на рис.1 з функції ЕК проміжні функції  $EKN_v$ ,  $EKN_s$  та кінцеву, у відповідності до заданих параметрів, просторову нормовану нелінійну еквівалентнісну функцію ЕКН потрібного виду, що відображає, моделює процеси формування вихідних

сигналів нейронів прихованого прошарку при різних функціях активації та з різними порогами. Вигляд традиційної кореляційної та просторових еквівалентнісних функцій подібності, залежних від просторових зміщень, до і після нелінійної обробки показані на рис. 3. З них видно, що функція ЕКН найкраще виконує дискримінантну функцію та однозначно визначає область та координати фрагмента-переможця, тобто найбільш подібного до вхідного.

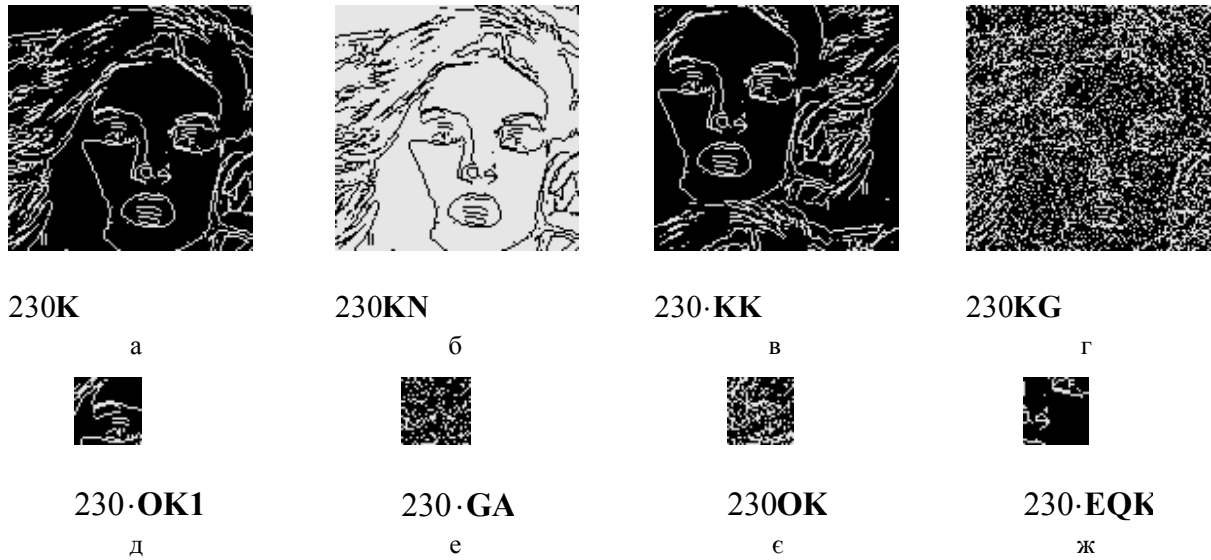
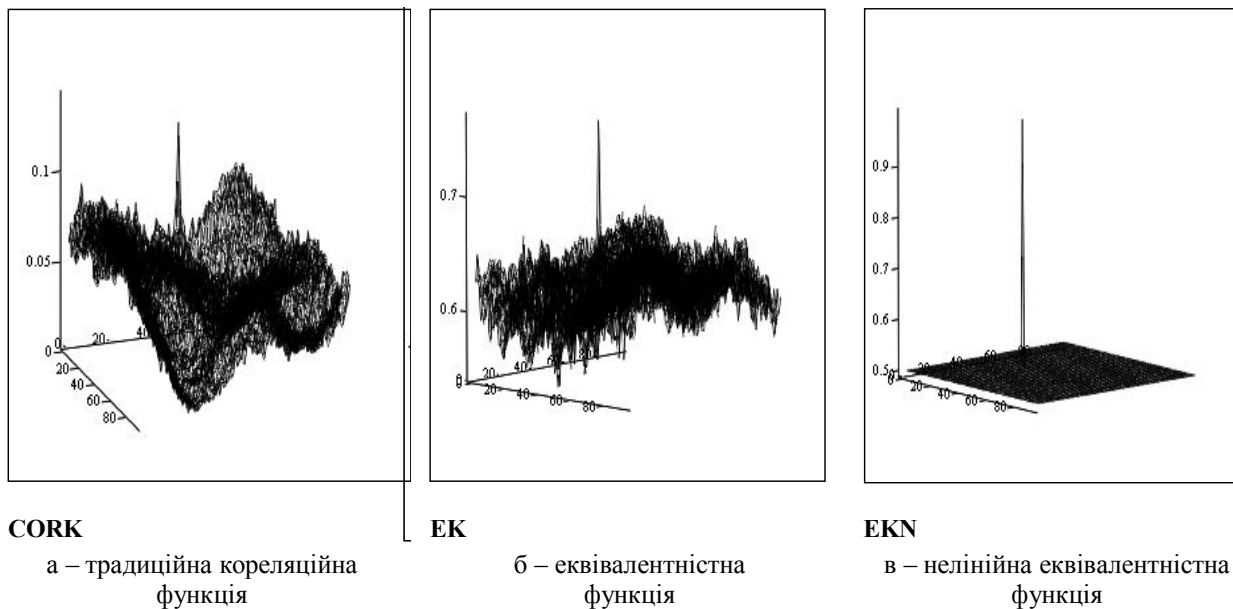


Рис. 2. Вигляд опорних взаємно-асоційованих зображень К (позитив) та КК (зсунуте К), ушкодженого завадами зображення КG, KN (негатив К), фрагментів ОК1 (частина К без шуму), ОК ( ОК1 з завадою GA), що є входом моделі, та відгуку моделі EQK. Ці матриці були використані в одному з експериментів при моделюванні кроку (першого) формування функцій подібності, залежних від просторових зміщень



**CORK** а – традиційна кореляційна функція  
**EK** б – еквівалентнісна функція  
**EKN** в – нелінійна еквівалентнісна функція

Рис. 3. Результати моделювання (експеримент № 1): 3D вигляд просторових функцій подібності

Отримані функції ЕКН використовувались на другому кроці як фрагменти для аналогічних обчислень просторових нормованих функцій еквівалентності їх та відповідних фрагментів з навчального

вихідного зображення КК, що формуються при взаємних зміщеннях). Після аналогічних нелінійних перетворень та бінаризації формувався вихідний відгук.

Як видно з рис. 2, модель правильно формує відгук EQK, що є відповідним асоційованим до фрагмента ОК1 (контур лівого ока) фрагментом (контур носа) зображення КК (зміщена копія К), навіть при значних завадах. В **другому експерименті** для моделювання ПП ЕМ ГАП 2D образів нами використовувались в якості вхідних образів зображені на рис. 4, 5 фрагменти IY (бінарне зображення-набір з 4-ьох букв "o", "p", "g", "h") та IYG (зображення тих же букв, ушкоджене завадами у вигляді матриці G) з двох опорних взаємно-асоційованих бінарних зображень BV і B, кожне з яких є набором з 12 відповідних букв, що попарно асоціюються. На цих зображеннях BV та B відповідні їм гетеро-асоційовані фрагменти з набором вищевказаних букв "o", "p", "g", "h" та з пов'язаним набором з букв "r", "o", "f", "g" виділені білим фоном на загальному сірому, а самі букви є чорними. Розмірність зображень BV та B становила 120\*128 елементів, а їхні фрагменти IY та IYG мали розмірність 80\*64 елементи. Відповідні просторові функції нормованих нееквівалентності NEY, еквівалентності EEY, нелінійної еквівалентності EEYN для випадку подачі на вхід ГАП образу IY та аналогічні функції NEYG, EEYG, EEYNG для випадку подачі на вхід ушкодженого завадами образу IYG показані на рис.4. Розмірність всіх цих просторових функцій-зображень становила 41\*65 елементів.

На рис. 5 показаний відгук моделі у вигляді 3D зображення EX (до бінаризації) та у вигляді

2D зображення EXV (після бінаризації) на вхідний образ IYG з завадами (26,4% ушкоджених елементів). На виході ми отримали необхідний гетеро-асоційований фрагмент, що є набором букв "r", "o", "f", "g". Результати цих експериментів свідчать про правильну роботу моделі. Вигляд відгуку в 3D формі заслуговує особливої уваги та наглядно показує переваги.

У ході **третього модельного експерименту**, результати якого показані на рис.6, ми встановили, що при циклічному зміщенні на  $sdx$  та  $sdy$  по відповідних осях координат нейрона-переможця в прихованому прошарку, тобто при циклічному зсуві матриці-зображення сукупності сигналів цього прошарку, на виході ПП ЕМ АП формується потрібний відгук-фрагмент загального записаного навчального масиву, з якого вибирається цей фрагмент з аналогічним відповідним зміщенням чи зсувом. Цей отриманий експериментальний факт дозволяє стверджувати, що запропоновані ПП-моделі можуть не лише асоціативно розпізнавати образи при їх просторових зміщеннях, але і при нагоді та потребі центрувати ці образи, робити їх координатну прив'язку чи визначати величину зміщень, зсувів.

Виконуючи циклічні зсуви сигналів прихованого прошарку так, щоб нейрон-переможець опинився в початку координат вибраної системи, відбувається процес центрування вхідного розпізнаваного образу і відповідного зосередження уваги на ньому.

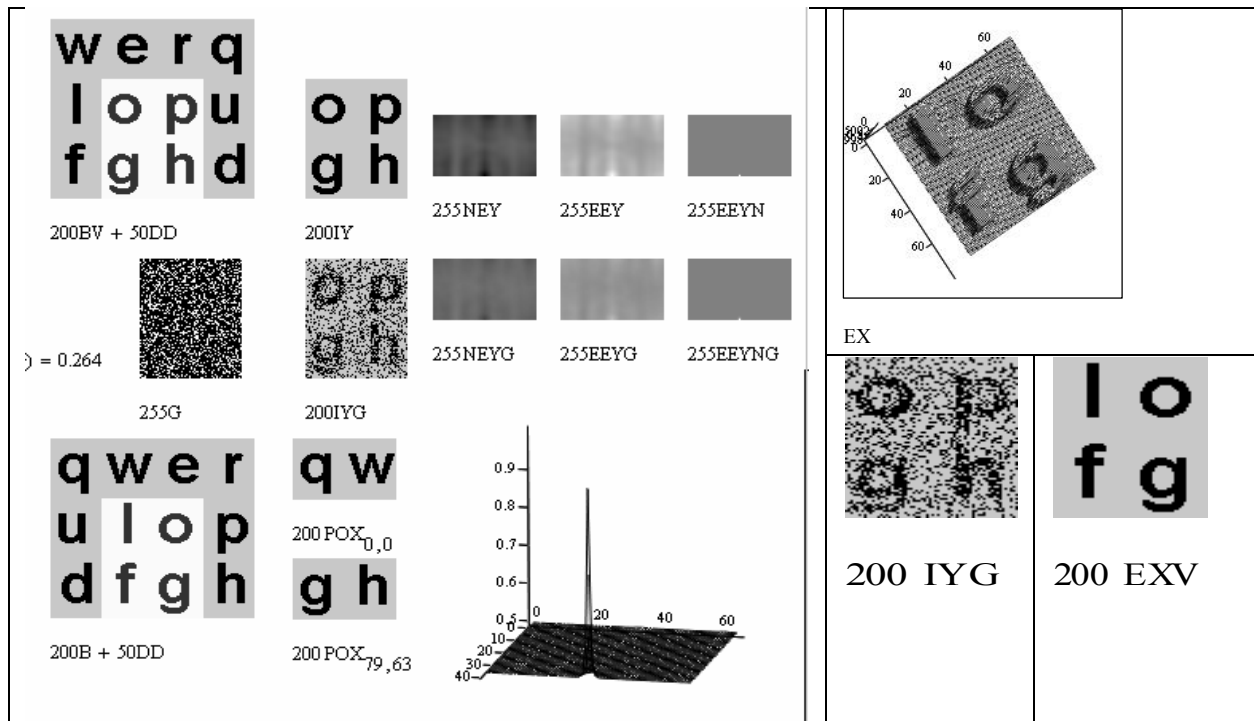


Рис. 4. Навчальні набори (BV і B) зображень букв, вхідний образ IYG, що використовувались, та просторові функції подібності, що формувались як вихідні сигнали прихованого прошарку, при моделюванні першого кроку (формування - у Mathcad

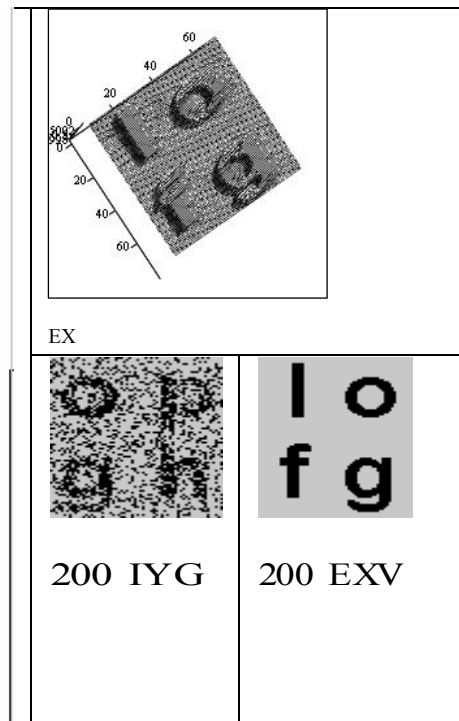


Рис. 5. 3D-відгук моделі до бінаризації, вхідний та вихідний 2D образи (80\*64)

На наш погляд, дуже важливим є і той факт, що при зменшенні розмірів поля прихованих нейронів після такого центрування, розміри відгуку АП в таких моделях збільшуються, що пояснює механізм ієрархічного зчитування даних з покроковим уточненням та аналізом околів.

Для отримання результатів, що показані на рис. 6, використовувались, як навчальне, бінарне зображення (матриця A1) розмірністю 128\*128 ел., як вхідний образ – створена з матриці ORp (фрагмент A1) матриця ORpG (з потужністю завад 41,4%!) розмірністю 74\*74 ел., нормовані просторові еквівалентнісні функції (ПЕФ) Ep (NEp), ENpv (до перетворень), та ENps, ENp, PENpv (після їх нелінійних перетворень), функція PENp (після циклічного зсуву на 20 ел. по одній осі та на 5 ел. по другій) розмірністю 55\*55 ел. Остання разом з A1 шляхом обчислення від них аналогічних ПЕФ на другому кроці, а саме NEPSp (EPSp), формували після порогової обробки з EPSp вихідний відгук-образ EQPSp (74\*74 ел.), який був зміщеним відносно вхідного, але успішно розпізнаним навіть при таких значних спотвореннях. Матриця PPpps, що була спеціально розрахована для верифікації та показана на рис.6, є нульовою і свідчить про правильну та адекватну роботу ПІ ЕМ.

Таким чином, для вхідного образу  $S_{inp}$ , навчального масиву-матриці

$$\begin{aligned} \dot{A} &= US^{kl} = \{a_{nmkl}\}_{(N \times M) \times (K \times L)} \in \{0,1\}^{NK \times ML} = \\ &= \{a_{ij}\} \in \{0,1\}^{I \times J}, \end{aligned}$$

що є набором з  $K \cdot L$  еталонних образів, запропонована і промодельована загальна ПІ ЕМ АП мала вигляд:

$$\begin{aligned} S_{out} &= \Phi \left[ \left( {}^n \tilde{E}_n^1 \tilde{*} A \right) \cdot \frac{1}{(N(K-1)+1) \times (M(L-1)+1)} \right] = \\ &= \Phi \left[ \frac{1}{(N(K-1)+1) \times (M(L-1)+1)} \times \right. \\ &\quad \left. \times \left\{ \gamma \left( \frac{1}{N \cdot M} (S_{inp} \tilde{*} A) \right) \tilde{*} A \right\} \right], \end{aligned}$$

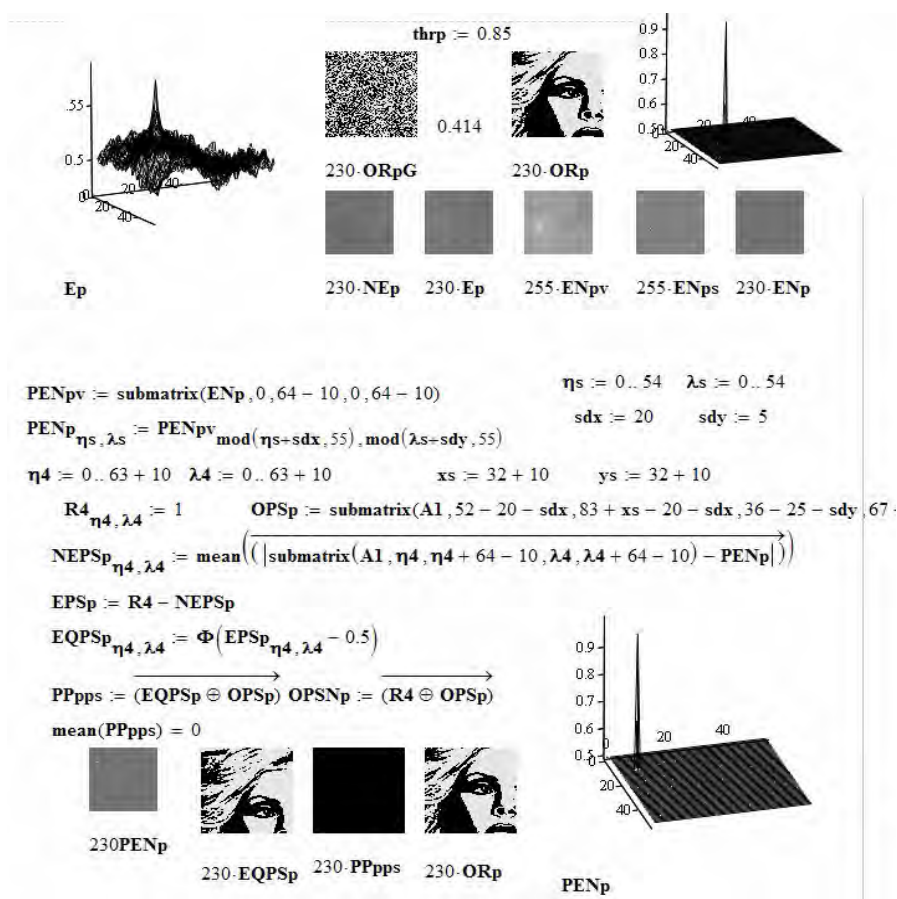


Рис. 6. Результати перевірки формування відгуку зі зміщенням

де ПЕФ після першого та другого алгоритмічного кроків до їх нелінійних перетворень обчислювались як згортки з використанням поелементної операції еквівалентності за виразом:

$$\tilde{E}(S, A)(\xi, \eta) = S_{inp} \tilde{*} A = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M (a_{\xi+n, \eta+m} \sim S_{n,m}).$$

Результати **четвертого модельного експерименту** по паралельному розпізнаванню сукупності (5 портів) вхідних бінарних образів розмірністю 32\*32 ел. (1024 вхідних нейронів!), кожен з завадами чи без них, при використанні запропонованої ПІ ЕМ ААП з різними її параметрами (pe, thr, as, a) та навчальної вибірки-зображення A розмірністю 256\*256 ел., що є набором з 16 символів-букв, показані на рис. 7– 10. З них видно, що всі вихідні відгуки-образи (матриці WCV00, WCV10, WCV20, WCV30, WCV01, що показані для їх виділення зі зменшеною коефіцієнтом 150 інтенсивністю), які є відгуками моделі на вхідні образи (WC(3,2), WC(1,0), WC(2,3), WC(3,0), WC(0,1)), успішно розпізнані:

при відсотку завад 14,3% і параметрах моделі:  $a = 3, as = 5, thr = 0.8, pe = 0.8$ , – рис. 7;

при відсотку завад 16,9% і таких же параметрах – рис. 8;

при відсотку завад 27,9% і параметрах моделі:  $a = 3, as = 5, thr = 0.8, pe = 0.88$ , – рис. 9.



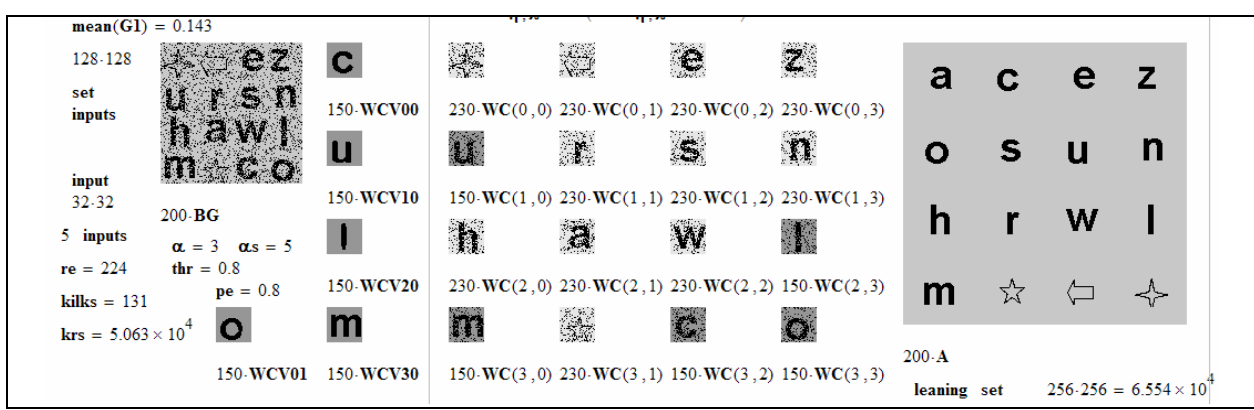


Рис. 7. Результати експерименту по розпізнаванню 5-ох образів з завданнями (WC(1,0), WC(3,0), WC(2,3), WC(3,2), WC(3,3) при відсотку завдань 14,3) з використанням ПІ ЕМ багатопортової ААП

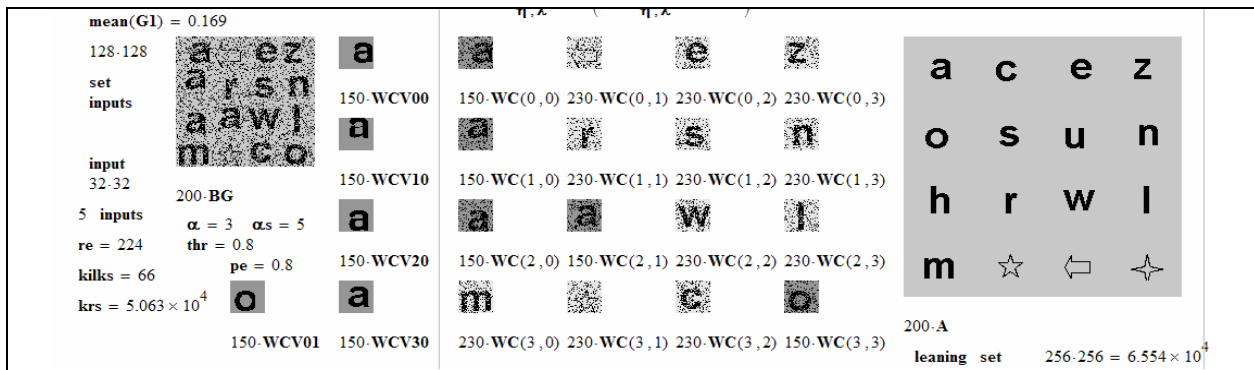


Рис. 8. Результати експерименту по розпізнаванню 5-ох образів з завданнями (WC(1,0), WC(0,0), WC(2,0), WC(2,1), WC(3,3) при відсотку завдань 16,9) з використанням ПІ ЕМ багатопортової ААП

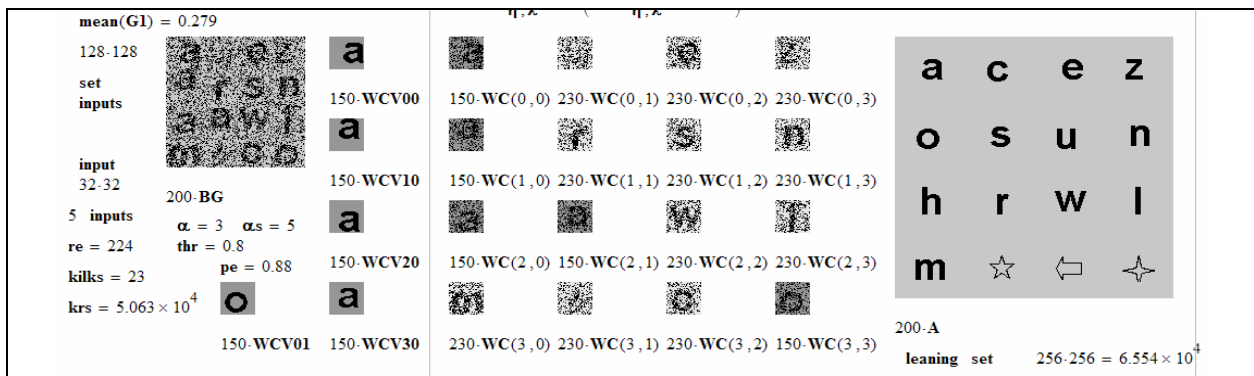


Рис. 9. Результати експерименту по розпізнаванню 5-ох образів з завданнями (WC(0,0), WC(1,0), WC(2,0), WC(2,1), WC(3,3) при відсотку завдань 27,9) з використанням ПІ ЕМ багатопортової ААП

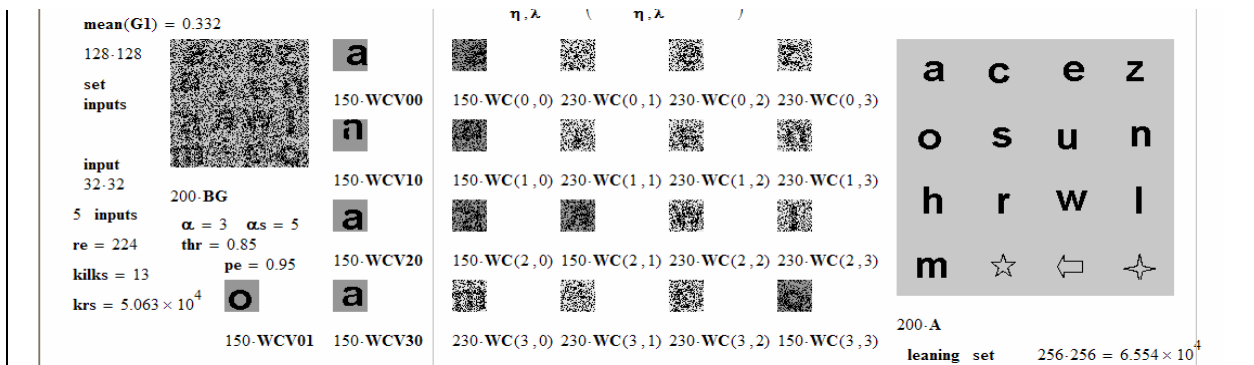


Рис. 10. Результати експерименту по розпізнаванню 5-ох образів з завданнями (WC(0,0), WC(1,0), WC(2,0), WC(2,1), WC(3,3) при відсотку завдань 33,2) з використанням ПІ ЕМ багатопортової ААП

Результати моделювання, що показані на рис. 8, 9, і які відповідають варіанту подачі на вхід зсунутих в різних напрямках чотирьох образів (символ «а») та одного образу (символ «о»), підтвердили просторово-інваріантне асоціативне розпізнавання буквально за одну ітерацію. Для відсотка завод 27,9% збільшився лише один параметр  $re = 0.88$ . При збільшенні відсотка завод до 33,2%, як видно з рис.10, навіть при збільшенні параметрів ( $re = 0,95$  та  $thr = 0.85$ ) один з символів «а» не розпізнався за першу ітерацію і відповідний відгук більше схожий на «п». Вибором параметрів моделі можна, як показали експерименти, успішно розпізнавати образи зі значною їх схожістю і при завадах потужністю аж до 20-30%. З урахуванням обмежень на обсяг статті всі модельні експерименти не наводяться. Відмітимо, що модель успішно працює і при більшій кількості портів (16 та більше) і при збільшенні кількості та розмірності записаних у навчальне сукупне зображення образів.

### Висновки

Дослідження і результати моделювання запропонованих узагальнених ПП ЕМ АП підтвердили просторово-інваріантне асоціативне розпізнавання та показали їх значні функціональні можливості, переваги та покращені характеристики. Вибором параметрів моделі можна, як показали експерименти, успішно і за меншу кількість ітерацій розпізнавати взаємно асоційовані образи зі значною їх схожістю і при завадах потужністю аж до 20-30%.

### Список літератури

1. Krasilenko, V.G. Multiport optical associative memory based on matrix-matrix equivalentors / V.G. Krasilenko, A.T. Magas // *Proceedings of SPIE*. – Vol. 3055 (SPIE, Bellingham, WA 1997). – P. 137-146.
2. Krasilenko V.G. Continuous logic equivalence models of Hamming neural network architectures with adaptive-correlated weighting / V.G. Krasilenko, F.M. Saletsky, V.I. Yatskovsky, K. Konate // *Proceedings of SPIE*. – Vol. 3402 (SPIE, Bellingham, WA 1998). – P. 398-408.
3. Krasilenko V.G. The concept models and implementations of multiport neural net associative memory for 2D patterns / V.G. Krasilenko, A.I. Nikolsky, R.A. Yatskovskaya, V.I. Yatskovsky // *Proceedings of SPIE*. – Vol. 8055 (SPIE, Bellingham, WA 2011), 80550T.
4. Krasilenko V.G. Design and simulation of a multiport neural network heteroassociative memory for optical pattern recognitions / V.G. Krasilenko, A. Lazarev, S. Grabovlyak // *Proc. of SPIE*. – Vol. 8398 (SPIE, Bellingham, WA 2012), 83980N-1.
5. Krasilenko V.G. Optical pattern recognition algorithms based on neural-logic equivalent models and demonstration of their prospects and possible implementations / V.G. Krasilenko, A.I. Nikolsky // *Proc. of SPIE*. – Vol. 4387 (SPIE, Bellingham, WA 2001). – P. 247-260.
6. Krasilenko V.G. Application of non-linear correlation functions and equivalence models in advanced neuronets / V.G. Krasilenko, O.K. Kolesnitsky, A.K. Boguhvalsky // *Proc. of SPIE*. – Vol. 3317-32 (SPIE, Bellingham, WA 1997). – P. 211-223.
7. Красиленко В.Г. Деякі новітні результати та досягнення вітчизняної нейроінформатики [Текст] / В.Г. Красиленко, О.І. Нікольський, К.В. Огородник [Текст] // *ВНТК ВОТТІ-2001: збірник наук. праць*. – 2001. – Вип. 8. – С. 320-324.
8. Красиленко В.Г. Дослідження динамічних процесів в нейромережах за допомогою еквівалентних системних енергетичних функцій [Текст] / В.Г. Красиленко, О.І. Нікольський, О. Парацук // *ВНТК ВОТТІ-2001: збірник наук. праць*. – 2001. – Вип. 8. – С. 325-330.
9. Liren Liu, "Morphological hit-or-miss transform for binary and gray-tone image processing and its optical implementation", *Opt. Eng.*, Vol. 33, (SPIE, Bellingham, WA 1994), №10, pp.3447-3554.

Надійшла до редколегії 9.04.2014

Рецензент: д-р техн. наук, проф. М.А. Філінюк, Вінницький національний технічний університет, Вінниця.

### ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ПРОСТРАНСТВЕННО-ИНВАРИАНТНЫХ ЭКВИВАЛЕНТНЫХ МОДЕЛЕЙ АССОЦИАТИВНОЙ И ГЕТЕРО-АССОЦИАТИВНОЙ ПАМЯТИ 2D ОБРАЗОВ

В.Г. Красиленко, Д.В. Никитович

В работе представлены результаты экспериментальных исследований в программной среде Mathcad пространственно-инвариантных эквивалентных моделей для формирования ассоциативного или гетеро-ассоциативного откликов с памяти и распознавания искаженных шумами изображений.

**Ключевые слова:** ассоциативная память, гетеро-ассоциативная память, эквивалентностная модель, нейронная сеть, распознавание изображений, многопортовая ассоциативная нейронная модель.

### EXPERIMENTAL STUDIES OF SPATIALLY INVARIANT EQUIVALENCE MODELS OF ASSOCIATIVE AND HETERO-ASSOCIATIVE MEMORY 2D IMAGES

V.G. Krasilenko, D.V. Nikitovych

The paper presents the results of experimental studies in the program Mathcad, spatially invariant equivalence models for the formation of association or hetero-associative memory with feedback and recognition of distorted noise images.

**Keywords:** associative memory, hetero-associative memory, equivalence model, neural networks, pattern recognition, neural associative multi-port model.