

ДОСЛІДЖЕННЯ ВПЛИВУ ПАРАМЕТРІВ НАВЧАННЯ КОГНІТРОНУ НА ЯКІСТЬ РОЗПІЗНАВАННЯ ВИХІДНИХ ОБРАЗІВ

У статті запропоновано уточнену цілісну математичну модель нейронної мережі типу когнітрон. Досліджено вплив параметрів навчання на роботу нейронної мережі. Встановлено, що дані параметри повинні підлаштовуватися під конкретні задачі, та можуть змінюватися в залежності від розміру зображення та його форми. Також відмічено можливість нейронної мережі типу когнітрон до відновлення пошкоджених образів. Дана робота може бути використана для подальшої реалізації та аналізу параметрів математичної моделі неокогнітрону, який у порівнянні з когнітроном є стійким не лише до шумів та пошкоджень, але й до поворотів та масштабування.

Ключові слова: нейронна мережа, когнітрон, розпізнавання образів.

M.O. MOLCHANOVA, M.V. PROTASOV
Khmelnitskyi National University, Khmelnytsky, Ukraine

RESEARCH OF COGNITRON TRAINING PARAMETERS' INFLUENCE ON QUALITY OF OUTPUT PATTERN RECOGNITION

Aim of research is to renew mathematical model of neural network of cognitron type and to investigate the influence of learning parameters on the work of the neural network.

The article offers an integrated refined mathematical model of neural networks of cognitron type. The influence of learning parameters on the performance of the neural network has been researched. It has been established that these parameters must adapt to specific tasks and may vary depending on the image size and its shape. Also the possibility of neural networks of cognitron type to restore damaged images has been noted. To correct the weights from the inhibitory to the activation neuron instead of the traditional weights usage, that is from activation neurons of the previous layer to the current activation layer of neurons, the weights from the activation neurons to the inhibitory ones are used.

This work can be used to further the implementation and analysis of parameters of the mathematical neocognitron model, which in comparison with cognitron is resistant not only to noise and damage, but also to the rotation and scaling.

Keywords: neural network, cognitron, pattern recognition.

Когнітрон як гіпотетична модель системи сприйняття людини

Основою на поточних знаннях анатомії та фізіології мозку, у роботі [1] був розроблений когнітрон, гіпотетична модель системи сприйняття людини. В основу функціонування когнітрону покладена модель зорової кори мозку людини [2]. Кожен шар мозку реалізує різні рівні узагальнення – вхідний шар чуттєвий до простих образів, таких як лінії різноманітної орієнтації у площині, у той час як інші шари дозволяють формувати більш складні, абстрактні та незалежні від положення образи. Кожен нейрон когнітрону пов'язаний лише із локальною областю попереднього шару, до того ж області зв'язків можуть взаємоперекриватися. Шарів у когнітроні зазвичай більше, ніж у мережах інших типів, таким чином досягається ієрархічна організація. Вищі шари когнітрону реагують на виділені абстрактні ознаки, тому на розпізнавання меншою мірою впливає зашумлення вихідного образу [2].

Аналіз першоджерел

Дослідженням нейронної мережі когнітрон займається широке коло науковців. До прикладу, автором роботи [3] було проаналізовано сильні та слабкі сторони розповсюджених на сьогодні нейронних мереж, серед яких було окреслено переваги застосування когнітрону. А саме його ефективність при розпізнаванні зашумлених образів. Авторами роботи [4] було розглянуто процес розпізнавання зображення обличчя людини методами нейронних мереж, зокрема використовуючи нейронну мережу типу когнітрон.

Проте, незважаючи на широке коло дослідників даного напрямку, робота у цьому руслі є актуальною, оскільки на сьогоднішній день багато важливих питань залишилися до кінця не розкритими. Досі однозначно сформульованої адекватної математичної моделі когнітрону, яка б могла коректно розв'язувати задачі класифікації не існує. Зокрема, не розкрито питання підбору оптимальних параметрів для роботи нейромережі.

Постановка задачі

Таким чином, для підбору оптимальних параметрів необхідно відтворити математичну модель нейронної мережі типу когнітрон. Для цього слід формалізувати архітектуру мережі, провести розрахунок шарів когнітрону та навчити нейронну мережу.

Архітектура мережі

Архітектура когнітрону зображена на рисунку 1. Когнітрон конструюється у вигляді прошарків нейронів, з'єднаних синапсами. Пресинаптичний нейрон в одному шарі пов'язаний з постсинаптичним нейроном в наступному шарі. Є два типи нейронів: збуджуючі вузли, які прагнуть викликати збудження постсинаптичного вузла, і гальмуючі вузли, які гальмують це збудження. Збудження нейрона визначається зваженою сумою його збуджуючих і гальмуючих входів, однак насправді механізм є більш складним, ніж просте підсумовування [5].

Вхідний образ
(бінарний формат)

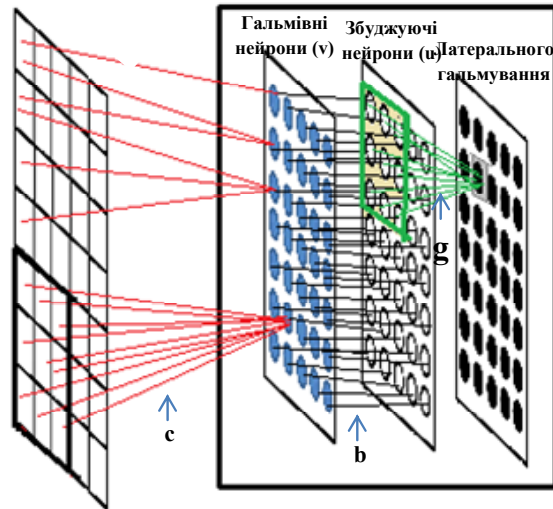


Рис. 1. Архітектура нейронної мережі когнітрон (зв'язки збуджуючих нейронів з вхідним образом не зображено, проте ці зв'язки ідентичні як між шаром гальмівних нейронів та вхідним образом)

Кожен нейрон пов'язаний тільки з нейронами в сусідній області, названою областю зв'язку. Це обмеження області зв'язку узгоджується з анатомією зорової кори, у якій рідко з'єднані між собою нейрони, розташовані один від одного на відстані більше одного міліметра. У розглянутій моделі нейрони впорядковані у вигляді шарів зі зв'язками від одного шару до наступного. Це також аналогічно пошаровій структурі зорової кори та інших частин головного мозку (рис. 2).

Умовні позначення:

u – активаційні (збуджувальні) нейрони;

v – гальмівні нейрони;

a – ваги від активаційних нейронів попереднього шару, до активаційних нейронів поточного;

b – ваги від гальмівного нейрону до активаційного;

c – вага від активаційних нейронів до гальмівних;

Вага від активаційних до гальмівних нейронів c обраховується так:

$$c = \frac{1}{V_s^2}, \tag{1}$$

де V_s – область зв'язків;

g – вага від активаційних нейронів до нейронів латерального гальмування.

А вага від активаційних нейронів до нейронів латерального гальмування g обраховується як:

$$g = \frac{1}{L_s^2}, \tag{2}$$

де L_s – область латерального гальмування.

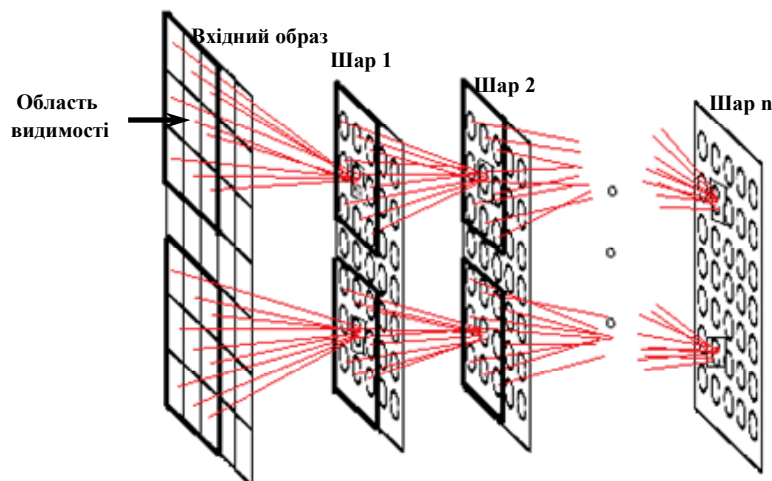


Рис. 2. Архітектура когнітрон (зв'язок між шарами активаційних нейронів)

Розрахунок шарів

1. Розрахунок входу гальмівного нейрону на позиції $\{i, j\}$:

$$v_{ij} = \sum_{k=k_0}^{k_{\max}} \sum_{l=l_0}^{l_{\max}} cu_{kl}, \quad i = \overline{0, n-1}, \quad j = \overline{0, m-1}. \quad (3)$$

Індексація здійснюється за наступних умов:

$$k_0 = 0, \text{ якщо } i - \frac{V_s - 1}{2} < 0, \quad (4)$$

$$k_0 = i - \frac{V_s - 1}{2}, \text{ якщо } i - \frac{V_s - 1}{2} \geq 0, \quad (5)$$

$$l_0 = 0, \text{ якщо } j - \frac{V_s - 1}{2} < 0, \quad (6)$$

$$l_0 = j - \frac{V_s - 1}{2}, \text{ якщо } j - \frac{V_s - 1}{2} \geq 0, \quad (7)$$

$$k_{\max} = i, \text{ якщо } i + \frac{V_s - 1}{2} > n, \quad (8)$$

$$k_{\max} = i + \frac{V_s - 1}{2}, \text{ якщо } i + \frac{V_s - 1}{2} \leq n, \quad (9)$$

$$l_{\max} = j, \text{ якщо } j + \frac{V_s - 1}{2} > m, \quad (10)$$

$$l_{\max} = j + \frac{V_s - 1}{2}, \text{ якщо } j + \frac{V_s - 1}{2} \leq m, \quad (11)$$

де n – кількість нейронів у стовпці поточного шару, m – кількість нейронів у рядку поточного шару.

2. Розрахунок входу активаційного нейрону на позиції $\{i, j\}$:

$$E_{ij} = \sum_{k=k_0}^{k_{\max}} \sum_{l=l_0}^{l_{\max}} a_{kl} u_{kl}. \quad (12)$$

Індексація здійснюється за умов (4) – (11).

3. Розрахунок виходу гальмівного нейрону на позиції $\{i, j\}$:

$$I_{ij} = b_{ij} v_{ij}. \quad (13)$$

4. Розрахунок виходів активаційних нейронів здійснюється у декілька етапів.

Спочатку здійснюється розрахунок сигналу нейрону на позиції $\{i, j\}$:

$$U_{net}^{(i,j)} = \frac{1 + E_{ij}}{1 + I_{ij}} - 1. \quad (14)$$

Вихід нейрону на позиції $\{i, j\}$ є таким:

$$U_{out}^{(i,j)} = \begin{cases} U_{net}^{(i,j)}, & U_{net}^{(i,j)} \geq 0, \\ 0, & U_{net}^{(i,j)} < 0. \end{cases} \quad (15)$$

5. Розрахунок нейрону латерального гальмування (з області гальмування) на позиції $\{i, j\}$:

$$L_{inhib}^{(i,j)} = \sum_{k=k_0}^{k_{\max}} \sum_{l=l_0}^{l_{\max}} u_{kl} g, \quad (16)$$

$$k_0 = 0, \text{ якщо } i - \frac{L_s - 1}{2} < 0, \quad (17)$$

$$k_0 = i - \frac{L_s - 1}{2}, \text{ якщо } i - \frac{L_s - 1}{2} \geq 0, \quad (18)$$

$$l_0 = 0, \text{ якщо } j - \frac{L_s - 1}{2} < 0, \quad (19)$$

$$l_0 = j - \frac{L_s - 1}{2}, \text{ якщо } j - \frac{L_s - 1}{2} \geq 0, \quad (20)$$

$$k_{\max} = i, \text{ якщо } i + \frac{L_s - 1}{2} > n, \quad (21)$$

$$k_{\max} = i + \frac{L_s - 1}{2}, \text{ якщо } i + \frac{L_s - 1}{2} \leq n, \quad (22)$$

$$l_{\max} = j, \text{ якщо } j + \frac{L_s - 1}{2} > m, \quad (23)$$

$$l_{\max} = j + \frac{L_s - 1}{2}, \text{ якщо } j + \frac{L_s - 1}{2} \leq m. \quad (24)$$

Коли нейрон пораховано, коригуються значення нейронів поточного шару:

$$u'_{ij} = \frac{1 + u_{ij}}{1 + L_{inhib}^{(i,j)}} - 1. \quad (25)$$

Навчання мережі

Алгоритм навчання когнітрону є концептуально привабливим. У заданій області шару навчається лише найбільш збуджений нейрон [6]. Це порівнюється з «елітним навчанням», при якому навчаються лише «розумні» елементи. Нейрони, які вже добре навчені, що виражається силою їх збудження, отримують приріст сили своїх синапсів з метою подальшого посилення власного збудження.

З вищесказаного, навчається лише максимальний у своїй області зв'язків нейрон. Корегування ваг відбувається у залежності від наявності переможця у області конкуренції.

1) якщо переможець є, то ваги корегуються за формулами:

$$a_{ij}^{(s+1)} = a_{ij}^{(s)} + \Delta_1, \quad (26)$$

$$\Delta_1 = q_2 c u_{ij}, \quad i = \overline{0, V_s - 1}, \quad (27)$$

$$b_{ij}^{(s+1)} = b_{ij}^{(s)} + \Delta_2, \quad (28)$$

$$\Delta_2 = v_{ij} q_2, \quad i = \overline{0, V_s - 1}. \quad (29)$$

2) якщо переможця у області конкуренції немає, корекція ваг відбувається за формулами:

$$a_{ij}^{(s+1)} = a_{ij}^{(s)} + \Delta_1, \quad (30)$$

$$\Delta_1 = q c u_{ij}, \quad (31)$$

$$b_{ij}^{(s+1)} = b_{ij}^{(s)} + \Delta_2, \quad (32)$$

$$\Delta_2 = \frac{q \sum_{k=k_0}^{k_{\max}} \sum_{l=l_0}^{l_{\max}} c u_{kl}^2}{2v_{ij}}. \quad (33)$$

Індксація здійснюється за умов (4) – (11).

Для розпізнавання образів на вхід когнітрону подається образ аналогічно як для навчання, проте перерахунок ваг не виконується. Після того, як на виходах мережі будуть отримані значення, виконується прохід від останнього шару мережі до першого. Таким чином відбувається відновлення вхідного образу.

Дослідження роботи програмної реалізації алгоритму (1) – (33)

Для дослідження роботи програми у якості набору зображень візьмемо цифри від 0 до 9 (рис. 3).

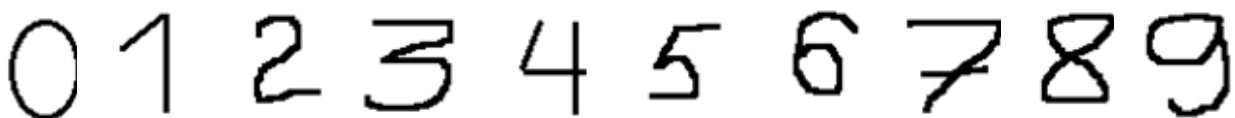


Рис. 3. Зображення вхідних образів

Дослідимо вплив на характеристики функціональності наступних параметрів:

- 1) число шарів когнітрону;
- 2) величина області зв'язків;
- 3) величина області конкуренції;

- 4) величина області латерального гальмування;
- 5) q (коефіцієнт величини зміни ваг для конкурентного навчання);
- 6) q_2 (коефіцієнт величини зміни ваг, коли у області конкуренції немає конкурентного нейрону);
- 7) число ітерацій навчання мережі.

Вигляд форми програмного забезпечення для дослідження даних параметрів подано на рисунку 4.

Після експериментальної роботи із програмним забезпеченням виявлено наступне:

1) оптимальне число шарів когнітрону для розпізнавання даного набору образів – $\{3, 4\}$;

2) оптимальна величина області зв'язків складає 5;

3) оптимальна величина області конкуренції складає 3;

4) величина області латерального гальмування $N_L^{opt} \in \{6, 7\}$;

5) максимальна продуктивність когнітрону зафіксована для таких значень коефіцієнт величини зміни ваг для конкурентного навчання: $q^{opt} \in \{35, 45\}$;

6) $q_2^{opt} \in \{2, 6\}$;

7) число ітерацій мережі – найкращі результати досягаються за 30-50 ітерацій. Проте зі збільшенням числа ітерацій збільшується час навчання мережі. Стосовно якості розпізнавання – більше число ітерацій дає більш точні результати.

При таких параметрах так звані «чисті» образи розпізнаються програмно практично безпомилково. Результати розпізнавання проілюстровані на рис. 5.

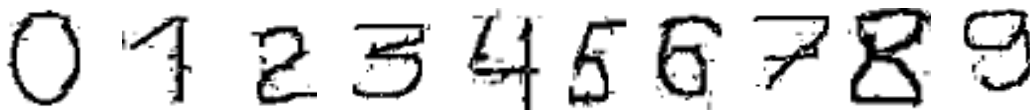


Рис. 5. Ілюстрація розпізнавання когнітроном «чистих» образів із вищевказаним підбором параметрів

Як видно з рис. 5, образи після розпізнавання стали трохи зашумленими. Це пов'язано з тим, що цифри мають між собою спільні елементи, вони схожі.

Також помічено, що когнітрон [5] має здатність до відновлення пошкоджених образів. Отримані у результаті експерименту дані проілюстровані на рис. 7.

У таблиці 1 подано відсоток розпізнавання кожної із цифр арабського алфавіту, що також проілюстровано на рис. 6.

У таблиці 2 подані дані по середньому відсотку розпізнавання «чистих», «зашумлених» та «пошкоджених» образів.

Найменший показник дисперсії серед розпізнавання трьох видів образів спостерігається для «пошкоджених» образів, і його величина становить $D_{faulty} = 0.141$. Другий по величині показник розсіювання для розпізнавання «чистих» образів – $D_{clean} = 0.400$. Найбільший показник розсіювання для розпізнавання «зашумлених» образів – $D_{noise} = 3.16$.

Таблиця 1

Розпізнавання образів нейронною мережею когнітрон

Образ №	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
% розпізнавання «чистих»	98,32	98,56	98,3	98,64	98,23	98	98,55	99,28	98,06	98,13
% розпізнавання зашумлених	93,51	90,69	93,32	95,71	91,25	93,86	95,53	95	95,6	92,95
% розпізнавання пошкоджених	96,17	98,17	97,82	97,35	97,42	96,75	97,53	98,15	97,78	96,98

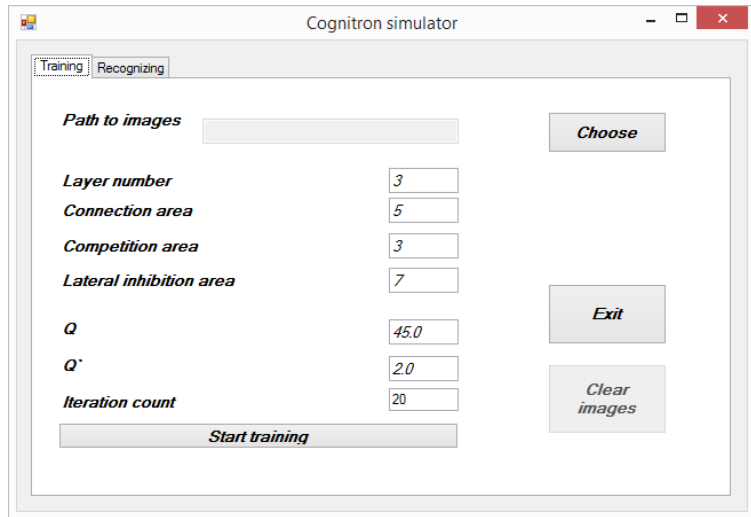


Рис. 4. Вигляд форми для введення параметрів когнітрону, навчання та розпізнавання образів

Середній відсоток розпізнавання

Вид образів	Середній показник розпізнавання
Чисті	$\bar{X}_{clean} = 98,41\%$
Зашумлені	$\bar{X}_{noise} = 93,74\%$
Пошкоджені	$\bar{X}_{faulty} = 97,41\%$

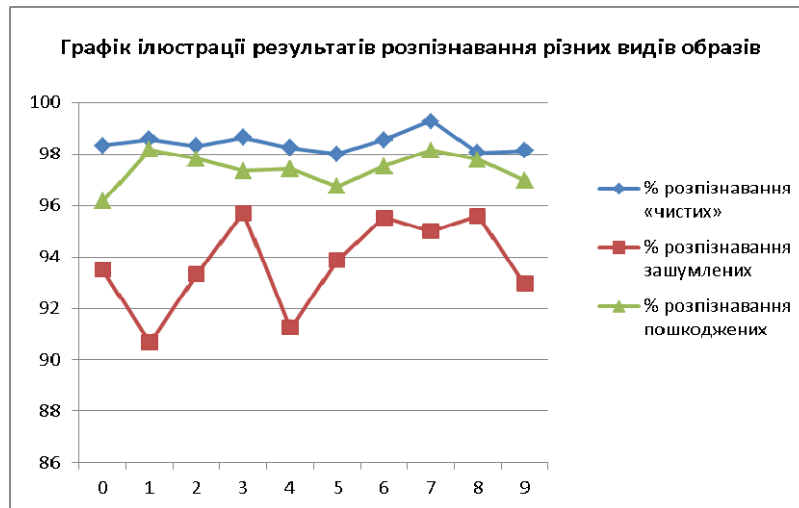


Рис. 6. Графік результатів розпізнавання різних видів образів

До розпізнавання:

Після розпізнавання:

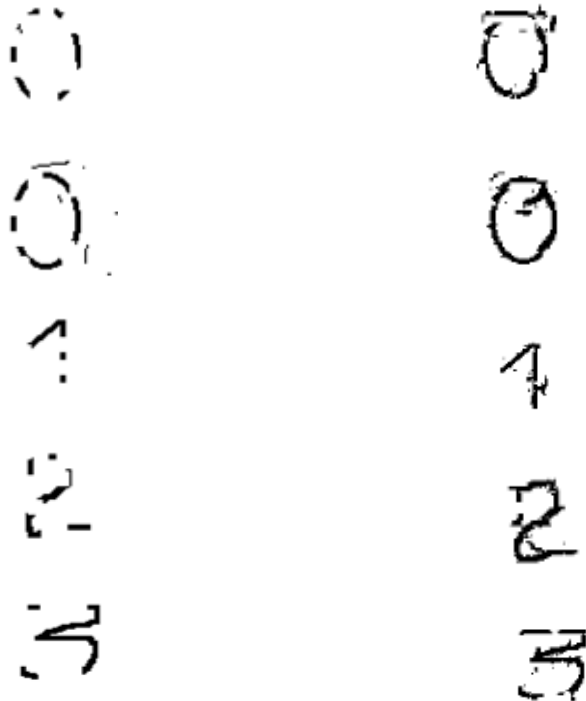


Рис. 7. Ілюстрація розпізнавання пошкоджених образів на прикладі цифр від 0 до 3

Інтерпретація результатів

У порівнянні із існуючими на сьогоднішній день аналогами реалізації алгоритму нейронної мережі типу когнітрон, для корегування ваг від гальмівного до активаційного нейрону у разі відсутності переможця в області конкуренції використовуються уточнені формули (32) – (33). Тоді як автором [5] використовувались такі формули:

$$b_{ij}^{<s+1>} = b_{ij}^{<s>} + \Delta_2, \quad (18)$$

$$\Delta_2 = \frac{q \sum_{k=k_0}^{k_{\max}} \sum_{l=l_0}^{l_{\max}} a_{kl} u_{kl}^2}{2v_{ij}} . \quad (19)$$

У формулах (18) та (19) індексація здійснюється за умов (4) – (11). Різниця полягає у тому, що для корекції ваг від гальмівного до активаційного нейрону використовували ваги від активаційних нейронів попереднього шару до активаційних нейронів поточного. Проте, тестування нейронної мережі із такими вказаними параметрами очікуваного результату не показали.

Висновки

Отже, відновлена математична модель нейронної мережі типу когнітрон дозволяє розпізнавати вхідні чисті образи з точністю 97 %, а образи із піксельним шумом з точністю 94 %. Також розроблена модель здатна до відновлення пошкоджених вхідних образів, та їх коректного розпізнавання. На основі цього відновлення з математичної точки зору можна писати ефективні алгоритми для розв'язання задач класифікації. Також дане уточнення математичної моделі когнітрону дозволить використати його для подальшої модифікації у неокогнітрон, а знайдені емпіричним шляхом параметри налаштування мережі допоможуть у вагомому скороченні часу для подальших досліджень.

Література

1. Fukushima K. A self-organizing multilayered neural network: Cognitron / K. Fukushima // *Biological Cybernetic.* – 1975, vol 20, pp. 121–136.
2. Тропченко А. А. Нейросетевые методы идентификации человека по изображению лица / А. А. Тропченко, А. Ю. Тропченко // *Изв. вузов. Приборостроение.* – 2012. – Т. 55, №10.
3. Постарнак Д. В. Критический анализ моделей нейронных сетей / Д. В. Постарнак // *Вестник Тюменского государственного университета.* – 2012, № 12.
4. Брилюк Д. В. Распознавание человека по изображению лица нейросетевыми методами / Брилюк Д. В., Старовойтов В. В. // Минск, 2002. – 54 с. (Препринт / Ин-т техн. кибернетики НАН Беларуси; № 2).
5. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика / Уоссермен Ф. – М. : Мир, 1992. – 240 с.

References

1. Fukushima K. A self-organizing multilayered neural network: Cognitron / K. Fukushima // *Biological Cybernetic.* – 1975, vol 20, pp. 121–136.
2. Tropchenko A. A. Neyrosetevyye metody identifikatsii cheloveka po izobrazheniyu litsa / A. A. Tropchenko, A. YU. Tropchenko // *Izv. vuzov. Priborostroyeniye.* – 2012. – Т.55, №10
3. Postarnak D. V. Kriticheskiy analiz modeley neyronnykh setey / D.V. Postarnak // *Vestnik Tyumenskogo gosudarstvennogo universiteta.* – 2012, № 12.
4. Brilyuk D. V. Raspoznavaniye cheloveka po izobrazheniyu litsa neyrosetevymi metodami / Brilyuk D. V., Starovoytov V. V. // Minsk, 2002. – 54 s. (Preprint / In-t tekhn. kibernetiki NAN Belarusi; № 2).
5. Uossermen F. Neyrokompyuternaya tekhnika: Teoriya i praktika / Uossermen F. // М.: Mir, 1992. 240 s.

Рецензія/Peer review : 26.09.2014 р.

Надрукована/Printed : 1.10.2014 р.

Рецензент: д.т.н., доцент В. В Романюк