

УДК 004.8

М.О. МОЛЧАНОВА  
Хмельницький національний університет**КРИТЕРІЙ ТА ОЦІНКИ ЕФЕКТИВНОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ КОГНІТРОНУ І  
ДВОШАРОВОГО ПЕРСЕПТРОНУ З НЕЛІНІЙНИМИ ФУНКЦІЯМИ АКТИВАЦІЇ  
ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ РОЗПІЗНАВАННЯ 2D ОБ'ЄКТІВ З ВЕЛИКОЮ  
КІЛЬКІСТЮ БІНАРНИХ ОЗНАК**

*Досліджується розпізнавання 2D об'єктів з великою кількістю бінарних ознак. Ставиться задача сформулювати критерії ефективності та застосувати їх для визначення оптимального класифікатора у вирішенні задачі розпізнавання 2D об'єктів з великою кількістю бінарних ознак. Для цього виконується порівняльний аналіз двох альтернативних нейронних мереж – двошарового персеプトону та когнітрону. На основі виконаного порівняльного аналізу формулюються наступні критерії: час навчання нейронної мережі; відсоток коректного розпізнавання "чистих" образів; відсоток коректного розпізнавання "зашумлених" образів; відсоток коректного розпізнавання зображень з поворотом. Застосувавши цей набір критеріїв, персептон виявився оптимальним класифікатором за трьома критеріями, окрім критерію "час навчання нейронної мережі" за умов його навчання на репрезентативній вибірці генеральної сукупності.*

*Ключові слова: нейронна мережа, когнітрон, персептон, розпізнавання образів.*

MARYNA OLEXIYEVNA MOLCHANOVA  
Khmelnytskyi National University, Khmelnytskyi, Ukraine**CRITERIA AND ESTIMATES OF EFFICIENCY OF COGNITRON AND TWO-LAYER PERCEPTRON WITH  
NONLINEAR ACTIVATION FUNCTIONS FOR SOLVING THE RECOGNITION PROBLEM OF 2D OBJECTS  
WITH A GREAT DEAL OF BINARY FEATURES**

*There is considered a 2D objects recognition problem with a great deal of binary features. The problem is to formulate efficiency criteria and to apply them for determining the optimal classifier in solving the recognition problem of 2D objects with a great deal of binary features. For fulfilling this, comparative analysis is done for two alternative neural networks - two-layer perceptron and cognitron. Based on the fulfilled comparative analysis, the following criteria are formulated: neural network traintime; percentage of correct recognition of "clean" images; percentage of correct recognition of "noisy" images, percentage of correct recognition of rotated images. Having applied the set of criteria, the perceptron appears optimal classifier by three criteria except the criterion "neural network traintime" under conditions of training it on representative sample of the general totality.*

*Key words: neural network, cognitron, perceptron, image recognition.*

**Роль класифікації у процесах автоматизації**

В епоху стрімкого розвитку новітніх технологій процесам автоматизації відведено значне місце, оскільки вони допомагають не лише в питаннях скорочення часу виконання рутинних операцій, але й сприяють зменшенню помилок, спричинених людським фактором. Процеси автоматизації мають досить широке коло застосувань. Сьогодні вони посідають чільне місце майже у всіх сферах життєдіяльності людини – на технологічних об'єктах, у медицині, соціальній сфері тощо. Для підтримування лівової частки процесів автоматизації необхідна якісна класифікація, виконувана програмно-математичними засобами – класифікаторами. Класифікатори повинні володіти такими якостями, як висока швидкодія і точність, стрімка адаптація до змін вхідних образів, низький рівень споживання ресурсів.

**Переваги нейронних мереж як класифікаторів**

У якості класифікаторів часто використовують нейронні мережі, які мають ряд переваг, серед яких використання їх у ситуаціях, коли відомий порівнюваний по точності прогнозу метод рішення, але критичний, наприклад, час отримання результату, так як навчена нейронна мережа вирішує задачу, що їй пропонується, дуже швидко [1]. Задачі, які вирішують нейромережі, зводяться до апроксимації багатовимірних функцій, тобто побудови відображення [2] виду:

$$F : x \rightarrow y \quad (1)$$

де  $x \in \mathbb{R}^n$  – вхідний  $n$  мірний вектор,  $y \in \mathbb{R}$  – скаляр-результат.

**Персептон**

Найвідомішою нейронною мережею для розв'язання задачі класифікації вважають багатощаровий персептон. Популярність персептонів зумовлена широким колом доступних для них задач. Загалом вони вирішують задачу апроксимації багатовимірних функцій, іншими словами, побудову багатовимірного відображення (1), яке узагальнює заданий набір прикладів (еталонних пар даних) [3].

Наявна кількість різноманітних підходів класифікації образів вимагає окреслення переваг використання саме багатощарового персептона [4]:

1. Перцептрон як нейронна мережа характеризується такими властивостями: “Відображення вхідної інформації у вихідну”, “Адаптивність”, “Очевидність відповіді”, “Відмовостійкість”, “Ефективність реалізації на НВІС”, “Аналогія з нейробиологією” та інші.

2. Багат шаровість перцептронів забезпечує нелінійність класифікатора.

На рис. 1 наведено архітектуру перцептронів.

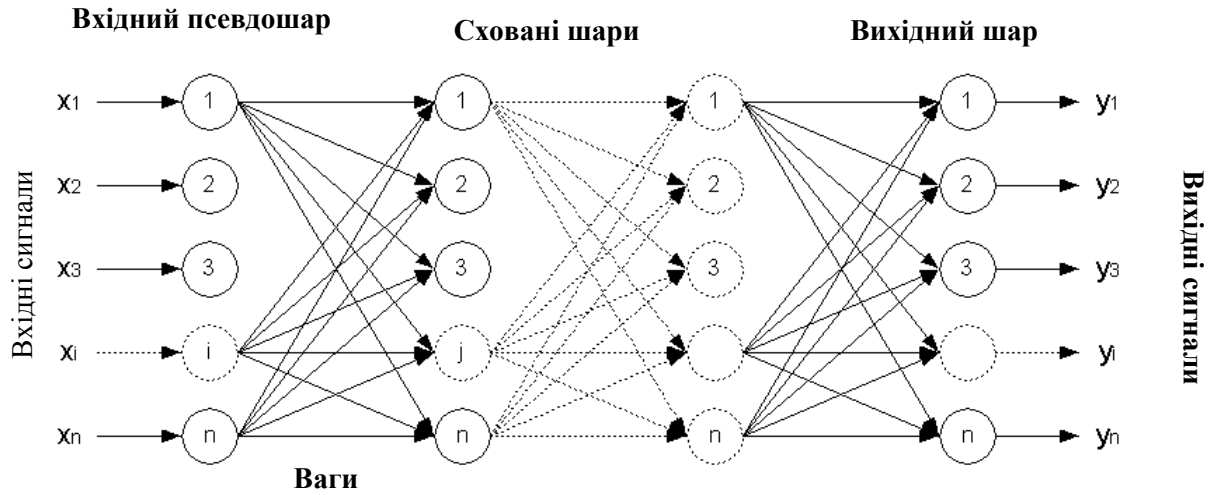


Рис. 1. Архітектура багат шарового перцептронів

Для навчання багат шарового перцептронів використовується алгоритм зворотного поширення помилки [4]. Використання перцептронів для розв’язання задачі розпізнавання має такі переваги:

- висока точність розпізнавання;
- висока швидкодія;
- адаптація до змін вхідних образів;
- низький рівень споживання ресурсів;
- розпізнавання зашумлених образів.

Однак перцептрон малостійкий до подолання проблем масштабування, зміщення та повороту. Також для навчання мережі може знадобитися доволі багато часу. Більше того, мережа може і взагалі не навчитися.

У рамках даного дослідження буде використовуватися модель двошарового перцептронів із нелінійною функцією активації (two layer perceptron – TLP). У якості навчальної вибірки будуть використовуватись літери англійської абетки двох видів. За цими двома видами навчальної вибірки будуть навчені перцептронів з найменуваннями TLP1 та TLP2.

Але перцептрон далеко не єдина нейромережа, що покликана розв’язувати задачу класифікації. У процесі розпізнавання вхідних образів часто використовується нейронна мережа типу когнітрон.

### Когнітрон

В основу функціонування когнітронів покладена модель зорової кори мозку людини [5]. Кожен шар мозку реалізує різні рівні узагальнення – вхідний шар чуттєвий до простих образів, таким, як лінії різноманітної орієнтації у площині, в той час як інші шари дозволяють формувати більш складні, абстрактні та незалежні від положення образи. Кожен нейрон когнітронів пов’язаний лише із локальною областю попереднього шару, до того ж області зв’язків можуть взаємоперекриватися. Шарів у когнітронів зазвичай більше, ніж у мережах інших типів, таким чином досягається ієрархічна організація. Вищі шари когнітронів реагують на виділені абстрактні ознаки, тому на розпізнавання меншою мірою впливає зашумлення вихідного образу [5].

Архітектура когнітронів зображена на рисунку 2. Когнітрон конструюється у вигляді прошарків нейронів, з’єднаних синапсами. Пресинаптичний нейрон в одному шарі пов’язаний з постсинаптичним нейроном у 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 [6].

Кожен нейрон пов’язаний тільки з нейронами в сусідній області, названою областю зв’язку. Це обмеження області зв’язку узгоджується з анатомією зорової кори, в 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 шаровій структурі зорової кори та інших частин головного мозку (див. рис. 3).

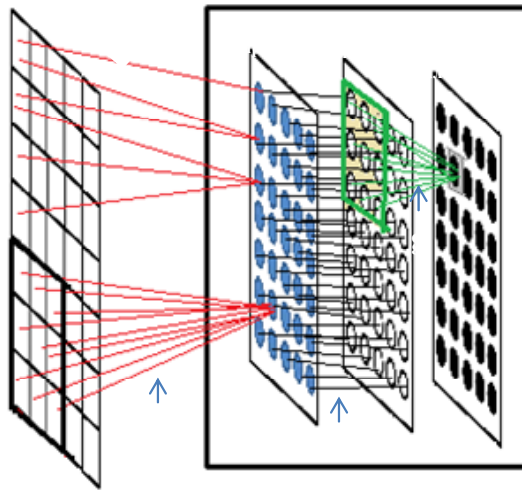


Рис. 2. Архітектура нейронної мережі когнітрон (зв'язки збуджуючих нейронів з вхідним образом не зображено, проте ці зв'язки ідентичні як між шаром гальмівних нейронів та вхідним образом)

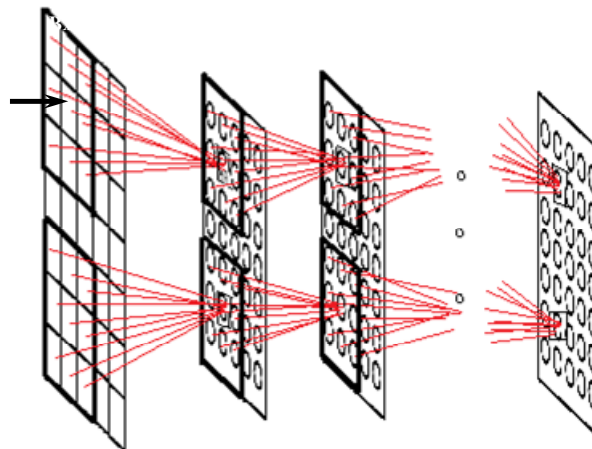


Рис. 3. Архітектура когнітрону (зв'язок між шарами активаційних нейронів)

У роботі [7] 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 змінюватись в залежності від розміру зображення і його форми. Також відмічено можливість нейронної мережі типу когнітрон до відновлення пошкоджених образів.

Для проведення дослідження буде використано 3 версії нейронної мережі типу когнітрон (self-organization neural network cognitron – SONNC) з наступними параметрами навчання:

- 1) число шарів когнітрону ( $L$ );
- 2) величина області зв'язку ( $V_s$ );
- 3) величина області конкуренції ( $V_c$ );
- 4) величина області латерального гальмування ( $L_i$ );
- 5) величина значення коефіцієнта зміни ваг при конкурентному навчанні ( $q_1$ );
- 6) величина значення коефіцієнта зміни ваг при неконкурентному навчанні ( $q_2$ );
- 7) кількість проходів мережі ( $I_c$ ).

Параметри для трьох версій нейронних мереж SONNC1, SONNC2 та SONNC3 представлені в таблиці нижче:

Таблиця 1

|        | $L$ | $V_s$ | $V_c$ | $L_i$ | $q_1$ | $q_2$ | $I_c$ |
|--------|-----|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| SONNC1 | 3   | 3     | 2     | 10    | 50    | 2     | 90    |
| SONNC2 | 3   | 3     | 4     | 10    | 50    | 5     | 80    |
| SONNC3 | 3   | 3     | 4     | 11    | 60    | 5     | 80    |

Три версії нейронної мережі когнітрон будуть навчені на однаковій вибірці “чистих” вхідних образів (рис. 4).

Як видно з рисунка 4, образи мають несущіліні лінії. Дані образи будуть використані як для навчання трьох версій нейронної мережі типу когнітрон, так і для навчання персептрону TLP1.



Рис. 4. Зображення трьох елементів навчальної вибірки

**Постановка задачі та формулювання завдань статті**

Так як обидва типи нейронної мережі мають ряд недоліків та переваг, виникає питання про те, який класифікатор обирати для розв’язання задачі розпізнавання 2D об’єктів з великою кількістю бінарних ознак. Тому доцільно сформулювати ряд критеріїв для дослідження ефективності застосування двох альтернативних нейронних мереж – когнітрон та двошарового персептрону. Також за допомогою сформульованих критеріїв слід дати оцінку продуктивності кожної із нейронних мереж. Це дасть змогу обрати оптимальний класифікатор для нейромережевого розв’язання поставленої задачі, де дерева рішень є малоефективними.

**Порівняння когнітрон та персептрону в розв’язанні задачі класифікації на 26 класів**

Для порівняння когнітрон та персептрону слід використати такі критерії:

1. Час навчання нейронної мережі.
2. Відсоток коректного розпізнавання “чистих” образів.
3. Відсоток коректного розпізнавання “зашумлених” образів.
4. Відсоток коректного розпізнавання зображень з поворотом.

Ряд критеріїв можна значно розширити, проте у рамках даного дослідження вищеперерахованих критеріїв буде достатньо.

**1. Час навчання нейронної мережі**

Процес навчання когнітрон сильно залежить від підібраних параметрів навчання. Найбільший вплив на параметр часу вказують параметри кількості шарів нейронної мережі та кількості ітерацій. Проте, для кожної задачі можна зробити “оптимальний” підбір параметрів [7]. Для розв’язання задачі класифікації 26-и класів з великою кількістю бінарних ознак оптимальне число шарів когнітрон складає 3. Кількість ітерацій – від 80 до 90 (в залежності від виду зміни образів, для яких потрібно навчити когнітрон). Максимальна продуктивність когнітрон зафіксована при значенні коефіцієнту величини зміни ваг для конкурентного навчання:  $q^{opt} = 50$ , але для деяких видів шумів цей коефіцієнт буде трохи зменшеним. Оптимальна величина області зв’язків складає 3, а величина області конкуренції – 2, 3 або 4 (залежить від рівня шуму, під який навчатиметься нейронна мережа).

При таких параметрах середній час навчання когнітрон складає  $t_{cog\_training} = 18$  секунд (від 10 до 26 секунд). Мінімальний час навчання персептрону  $t_{perc\_training} = 60$  секунд. За даним параметром когнітрон як мінімум втричі швидше навчається за двошаровий персептрон.

**2. Відсоток коректного розпізнавання “чистих” образів**

Дані по розпізнаванню чистих вхідних образів різними версіями когнітрон та персептрону подані нижче:

Таблиця 2

| Відсоток розпізнавання “чистих” образів | SONNC1 | SONNC2 | SONNC3 | TLP1 | TLP2 |
|---|--------|--------|--------|------|------|
| <i>P</i>                                | 100    | 100    | 100    | 100  | 100  |

Як видно з таблиці 2, усі версії нейронних мереж безпомилково справляються із розпізнаванням “чистих” образів.

**3. Відсоток коректного розпізнавання “зашумлених” образів**

Дані цього дослідження були отримані шляхом навчання когнітрон та персептрону на однакових вхідних образах.

- 3.1. Тест на вибірці “розмитих” образів (рис. 5).



Рис. 5. Розмиті образи

Дані по розпізнаванню “розмитих” вхідних образів різними версіями когнітрону та персеπτрону подані нижче:

Таблиця 3

| Відсоток розпізнавання “розмитих” образів | SONNC1 | SONNC2 | SONNC3 | TLP1 | TLP2 |
|---|--------|--------|--------|------|------|
| <i>P</i>                                  | 100    | 42,3   | 34,6   | 23,1 | 100  |

Версія когнітрону SONNC1 навчена під даний вид шуму, аналогічно версії персеπτрона TLP2. Щоб справитись із даним видом шуму, для когнітрону потрібно брати невелику область конкуренції (2×2 нейрони), у той час, як область латерального гальмування повинна бути дещо більшою (10×10 нейронів). Оскільки навчальна вибірка має несучільні лінії у класах об’єктів (рис. 4) та вибірка, яку потрібно розпізнати (рис. 5) ще більше “проріджена”, то увагу потрібно зосередити на деякому наборі нейронів, які у подальшому і будуть реагувати на зображення. З цим пов’язано те, що коефіцієнт для конкурентного навчання значно переважає коефіцієнт навчання при відсутності переможця в області конкуренції.

3.2. Тест на вибірці з шумом виду “Кубічний шум” (рис. 6).



Рис. 6. Набір зображень з шумом виду “Кубічний шум”

Дані по розпізнаванню вхідних образів із “кубічним” шумом різними версіями когнітрону та персеπτрону подані нижче:

Таблиця 4

| Відсоток розпізнавання образів із “кубічним” шумом | SONNC1 | SONNC2 | SONNC3 | TLP1 | TLP2 |
|--|--------|--------|--------|------|------|
| <i>P</i>   | 73,1   | 96,2   | 100    | 100  | 80,8 |

По даним таблиці 4 версія когнітрону SONNC3, а також версія персеπτрону TLP1 показали 100 % результат по розпізнаванню об’єктів із даним видом шуму.

3.3. Тест на вибірці з шумом виду “розмиття Гауса 1” (рис. 7).



Рис. 7. Набір зображень з шумом виду “розмиття Гауса 1”

Дані по розпізнаванню образів із шумом виду “розмиття Гауса 1” різними версіями когнітрону та персеπτрону подані нижче:

Таблиця 5

| Відсоток розпізнавання образів із шумом виду “розмиття Гауса 1” | SONNC1 | SONNC2 | SONNC3 | TLP1 | TLP2 |
|---|--------|--------|--------|------|------|
| <i>P</i>  | 80,8   | 96,2   | 88,5   | 76,9 | 0    |

По даним даного тесту, всі три версії когнітрону виявились кращими для розпізнавання даного виду шуму, у той час, як версія персеπτрону TLP2 показала взагалі нульовий результат.

3.4. Тест на вибірці з шумом виду “розмиття Гауса 2” (рис. 8).



Рис. 8. набір зображень з шумом виду “розмиття Гауса 2”

Дані по розпізнаванню образів із шумом виду “розмиття Гауса 2” різними версіями когнітрону та перцептрону подані нижче:

Таблиця 6

| Відсоток розпізнавання образів із шумом виду “розмиття Гауса 2” | SONNC1 | SONNC2 | SONNC3 | TLP1 | TLP2 |
|---|--------|--------|--------|------|------|
| <i>P</i>  | 73,1   | 88,5   | 84,6   | 96,2 | 100  |

У даному тесті кращим виявився перцептрон, обидві версії якого показали кращі результати.

3.5. Тест на вибірці з шумом виду “розмиття Гауса 3” (рис. 9).



Рис. 9. набір зображень з шумом виду “розмиття Гауса 3”

Дані по розпізнаванню образів із шумом виду “розмиття Гауса 3” різними версіями когнітрону та перцептрону подані нижче:

Таблиця 7

| Відсоток розпізнавання образів із шумом виду “розмиття Гауса 3” | SONNC1 | SONNC2 | SONNC3 | TLP1 | TLP2 |
|---|--------|--------|--------|------|------|
| <i>P</i>  | 46,2   | 7,7    | 7,7    | 96,2 | 92,3 |

На даному тесті обидві версії перцептрону також виявились кращими та показали результат понад 90 %.

3.6. Тест на вибірці з шумом виду “піксельний” (рис. 10).

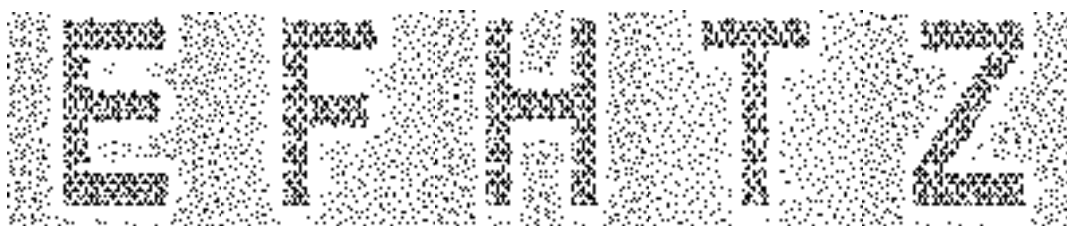


Рис. 10. набір зображень з шумом виду “піксельний”

Дані по розпізнаванню образів із шумом виду “піксельний” різними версіями когнітрону та перцептрону подані нижче:

Таблиця 8

| Відсоток розпізнавання образів із шумом виду “піксельний” | SONNC1 | SONNC2 | SONNC3 | TLP1 | TLP2 |
|---|--------|--------|--------|------|------|
| <i>P</i>  | 11,5   | 100    | 100    | 53,8 | 100  |

За результатами даного тесту обидві версії когнітрону (SONNC2, SONNC3) та перцептрон TLP2 показали 100-відсотковий результат розпізнавання.

#### 4. Відсоток коректного розпізнавання зображень з поворотом

Важливим критерієм у рамках задачі розпізнавання 2D об’єктів є розпізнавання повернутих зображень [8]. Отже, проведитимемо дослідження розпізнавання нейронними мережами повернутих літер англійської абетки. Для зручності використаємо 2 набори літер: з поворотом “вправо” та з поворотом “вліво”.

4.1. Поворот фігури вліво (рис. 11).



Рис. 11. Набір зображень з поворотом “вліво”

Дані по розпізнаванню образів із поворотом “вліво” різними версіями когнітрону та перцептрону подані нижче:

Таблиця 9

| Відсоток розпізнавання образів із поворотом “вліво” | SONNC1 | SONNC2 | SONNC3 | TLP1 | TLP2 |
|---|--------|--------|--------|------|------|
| <i>P</i>  | 46,2   | 15,4   | 11,5   | 53,8 | 42,3 |

По даному тесту всі версії нейронних мереж не показали результату більше 50 %.

4.2. Поворот фігури вправо (рис. 12).



Рис. 12. Набір зображень з поворотом “вправо”

Дані по розпізнаванню образів із поворотом “вправо” різними версіями когнітрону та перцептрону подані нижче:

Таблиця 10

| Відсоток розпізнавання образів “вправо” | SONNC1 | SONNC2 | SONNC3 | TLP1 | TLP2 |
|---|--------|--------|--------|------|------|
| <i>P</i>                                | 50     | 19,2   | 23,1   | 65,4 | 42,3 |

На даному тесті перцептрон показав кращі результати, досягнувши ефективності розпізнавання понад 60 % у той час, коли максимальний показник когнітрону у версії SONNC1 склав 50 %.

**Інтерпретація результатів**

Універсальним класифікатором, який би міг одночасно справлятися із різними рівнями шуму та поворотами, не може бути ні перцептрон, ні когнітрон. У випадку перцептрона велику роль відіграє навчальна вибірка. Перцептрон, як і когнітрон, можна навчити практично під будь-який рівень піксельного шуму. Задача зводиться лише до підбору оптимальних параметрів у випадку когнітрона та відповідної навчальної вибірки у випадку перцептрона (перцептрон можна навчати із модельованим шумом). Проте перцептрон, як і когнітрон, має досить низьку здатність до розпізнавання зображень з поворотом. Гістограма результатів розпізнавання зображень із різними видами модифікації еталонних образів зображена на рисунку 13.

Як видно з рисунку 13, перцептрон, що навчався на розмитих образах (TLP2), у багатьох відношеннях значно краще базового зразка. Проте він зовсім нестійкий до шуму виду “розмиття Гауса 1”.

Отже, порівняльна характеристика двох альтернативних нейронних мереж типу когнітрон та типу багатосаровий перцептрон показала, що обидві нейронні мережі під кожен вид модифікації еталонних образів потребують підбору параметрів та відповідної навчальної вибірки. За критерієм часу навчання при розпізнаванні зображень із шумом виду “розмиття Гауса 1” когнітрон є кращим за перцептрон. У решті тестів перцептрон був не гіршим за когнітрон.

**Висновки**

Сформульовані критерії для оцінки ефективності застосування двох альтернативних версій нейронних мереж дозволяють раціонально обирати перцептрон або когнітрон для вирішення задачі розпізнавання 2D об’єктів із великою кількістю бінарних ознак. Ця кількість може складати декілька тисяч. Перцептрон у порівнянні з когнітроном має вищий відсоток коректної ідентифікації вхідних образів, але його недоліком є те, що практично під кожен вид модифікації тестових множин він потребує перенавчання.

А таке перенавчання для окремих видів шумів може потребувати значних часових затрат. Для розв'язання ж задачі розпізнавання чистих вхідних образів без зміщень і масштабування та образів із невеликим рівнем шуму краще використовувати когнітрон, який значно швидше навчається та має високий відсоток коректної ідентифікації вхідних образів. У випадку коли репрезентативна вибірка для навчання перцептрону співпадатиме із генеральною сукупністю, точність ідентифікації вхідних образів сягатиме вище 98 % при будь-якому із розглянутих видів шуму.

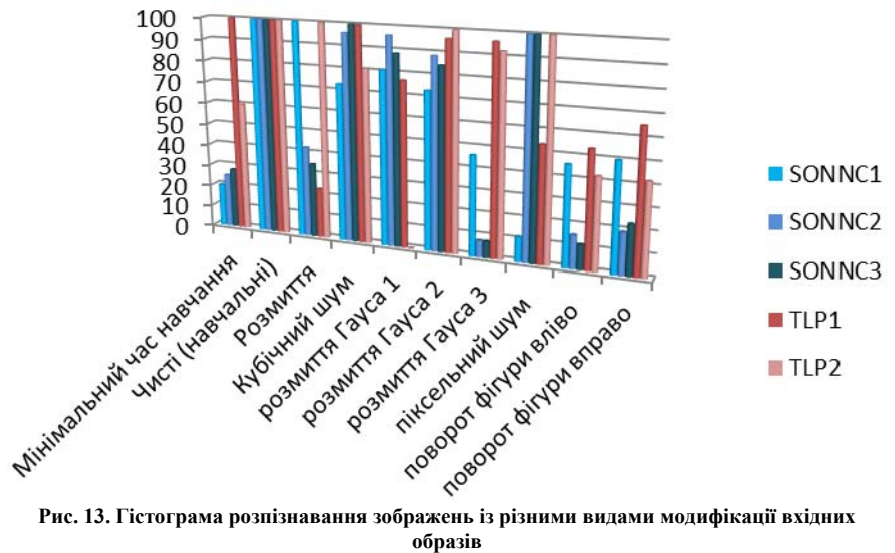


Рис. 13. Гістограма розпізнавання зображень із різними видами модифікації вхідних образів

### Література

1. Романюк В. В. Модель оптимізації багатоетапного процесу нейромережевого навчання з функцією обмеження втрат у задачі розпізнавання зображень / В. В. Романюк // Вісник Вінницького політехнічного інституту. – 2013. – № 1. – С. 104 – 109.
2. Gerald H. L. C. Approximation with neural networks activated by ramp sigmoids / H. L. C. Gerald // Journal of Approximation Theory. – 2010. – Volume 162, Issue 8. – P. 1450 – 1465.
3. Кветний Р. Н. Комп'ютерне моделювання систем та процесів. Методи обчислень / Р. Н. Кветний, І. В. Богач, О. Р. Бойко, О. Ю. Софіна, О. М. Шушура. – Частина 2 : навчальний посібник за заг. ред. Р. Н. Кветного. – Вінниця : ВНТУ, 2012. – 230 с.
4. Коваленко А. Система розпізнавання мимічних проявів емоцій людини з використанням багатошарового перцептрону / А. Коваленко // Електронний науковий архів Науково-технічної бібліотеки Національного університету "Львівська політехніка" / [Режим доступу]: [http://ena.lp.edu.ua:8080/bitstream/ntb/12362/1/013\\_Kovalenko\\_76\\_81\\_719.pdf](http://ena.lp.edu.ua:8080/bitstream/ntb/12362/1/013_Kovalenko_76_81_719.pdf)
5. Fukushima K. Cognitron: a self-organizing multilayered neural network / K. Fukushima // Biological Cybernetic. – 1975. – Volume 20. – P. 121 – 136.
6. Уоссермен Ф. Нейрокомп'ютерна техніка: Теорія і практика / Уоссермен Ф. – М. : Мир, 1992. – 240 с.
7. Молчанова М. О. Дослідження впливів параметрів навчання когнітрону на якість розпізнавання вихідних образів / М. О. Молчанова, М. В. Протасов // Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки. – 2014. – № 5. – С. 240 – 246.
8. Raveendran P. Fuzzy ARTMAP classification of invariant features derived using angle of rotation from a neural network / P. Raveendran, R. Palaniappan, Sigeru Omatu // Information Sciences. – 2000. – Volume 130, Issues 1–4. – P. 67 – 84.

### References

1. Romanuke V. V. Model of optimizing multistage process of neuronet training with loss restriction function in problem of images recognition, Visnyk of Vinnytsia polytechnic institute, 2013, N. 1, pp. 104 – 109.
2. Gerald H. L. C. Approximation with neural networks activated by ramp sigmoids, Journal of Approximation Theory, 2010, Volume 162, Issue 8, pp. 1450 – 1465.
3. Kvyetnyy R. N., Bohach I. V., Boyko O. R., Sofyna O. Y., Shushura O. M. Computer modeling of systems and processes. Methods of calculation, Chapter 2: Study guide by general editorship of R. N. Kvyetnyy, Vinnytsya, VNTU, 2012, 230 p.
4. Kovalenko A. System of recognition mimic expressions of the emotion with using multilayer perceptron Electronic Research Archive Scientific and Technical Library of National University "Lviv Polytechnic" / [Access]: [http://ena.lp.edu.ua:8080/bitstream/ntb/12362/1/013\\_Kovalenko\\_76\\_81\\_719.pdf](http://ena.lp.edu.ua:8080/bitstream/ntb/12362/1/013_Kovalenko_76_81_719.pdf)
5. Fukushima K. Cognitron: a self-organizing multilayered neural network, Biological Cybernetic, 1975, Volume 20, pp. 121–136.
6. Uossermen F. Neurocomputing technique: theory and practice, Moscow, Mir, 1992, 240 p.
7. Molchanova M. O., Protasov M. V. Research of cognitron training parameters' influence on quality of output pattern recognition, Bulletin of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences, 2014, N. 5, pp. 240 – 246.
8. Raveendran P, Palaniappan R., Omatu Sigeru. Fuzzy ARTMAP classification of invariant features derived using angle of rotation from a neural network, Information Sciences, 2000, Volume 130, Issues 1–4, pp. 67 – 84.

Рецензія/Peer review : 22.12.2014 р.

Надрукована/Printed : 1.1.2015 р.

Рецензент: д.т.н Романюк В. В.