

## РОЗПІЗНАВАННЯ СПОТВОРЕНИХ СИМВОЛІВ НЕПОВНОЗВ'ЯЗНОЮ ОДНОШАРОВОЮ ДИПОЛЬНОЮ НЕЙРОННОЮ МЕРЕЖЕЮ

Роман Пелещак<sup>1</sup>, Василь Литвин<sup>2</sup>, Микола Дорошенко<sup>3</sup>,  
Іван Пелещак<sup>4</sup>, Святослав Сідлецький<sup>5</sup>

<sup>1, 2, 4, 5</sup> Національний університет “Львівська політехніка”,

<sup>3</sup> Дрогобицький державний педагогічний університет ім. І. Франка

<sup>1</sup> rpele@ukr.net, ORCID 0000-0002-0536-3252

<sup>2</sup> vasy117.lytvyn@gmail.com, ORCID 0000-0002-9676-0180

<sup>3</sup> dornik247@gmail.com, ORCID 0000-0002-6361-5921

<sup>4</sup> peleshchakivan@gmail.com, ORCID 0000-0002-7481-8628

<sup>5</sup> sviatoslav.p.sidletskyi@lpnu.ua

© Пелещак Р., Литвин В., Дорошенко М., Пелещак І., Сідлецький С., 2023

У роботі розглянуто дві проблеми: перша стосується розпізнавання спотворених символьних образів одношаровою неповнозв'язною дипольною нейронною мережею, а друга – оптимізації обчислювального ресурсу під час розпізнавання спотворених символьних образів. Об'єктом дослідження є процес розпізнавання спотворених символьних образів одношаровою неповнозв'язною дипольною нейронною мережею. Предмет дослідження – алгоритми оптимізації обчислювального ресурсу під час розпізнавання спотворених символьних образів, а його мета – розроблення архітектури неповнозв'язної одношарової мережі з дипольними нейронами.

Зокрема, запропоновано архітектуру неповнозв'язної одношарової мережі з дипольними нейронами. Неповнозв'язність синаптичних зв'язків між нейронами ґрунтується на тому, що істотна взаємодія між дипольними нейронами існує в найближчому їх оточенні. Синаптичні зв'язки між дипольними нейронами враховуються тільки між найближчими сусідніми нейронами, оскільки тензор синаптичних зв'язків  $\lambda_{ij}$  між  $i$ -м та  $j$ -м дипольними нейронами обернено пропорційний до відстані  $r_{ij}$  між сусідніми  $i$ -м та  $j$ -м дипольними нейронами, тому  $\lambda_{ij+1} \ll \lambda_{ij}$ .

Побудована неповнозв'язна одношарова дипольна нейронна мережа має розріджену симетричну матрицю синаптичних зв'язків, використовується як автоасоціативна пам'ять та функціонує до досягнення рівноваги, коли наступний стан мережі дорівнює попередньому.

Розроблено алгоритм розпізнавання вхідних спотворених символьних образів за допомогою неповнозв'язної дипольної нейронної мережі, реалізований у прикладній системі Matlab. Показано, що для розпізнавання вхідних символьних образів неповнозв'язною дипольною нейронною мережею час обчислювального ресурсу менший порівняно з повнозв'язною нейромережею у  $n(n + 1)/4$  разів ( $n$  – кількість пікселів у стовпцях та рядках відповідно, які використовують для кодування вхідних зображень).

Числові експерименти показали, що час обчислювального ресурсу для розпізнавання  $0,4n^2$  спотворених символьних знаків, які описуються матрицею розміром  $5 \times 5$ , менший від часу розпізнавання повнозв'язною нейронною мережею у 7,5 разу.

Ключові слова: дипольна неповнозв'язна нейромережа; матриця синаптичних зв'язків; час обчислювального ресурсу; автоасоціативна пам'ять.

### **Вступ**

У сучасному світі актуалізувалося завдання розпізнавання образів, саме тому цей науковий напрям швидко розвивається, ураховуючи результати дослідження у споріднених галузях, таких як комп'ютерний зір, опрацювання зображень, аналіз текстів і нейронні мережі. Нейронні мережі як алгоритми, які імітують роботу людського мозку для розпізнавання зв'язків між величезними масивами даних, застосовують у різноманітних сферах – від прогнозування та маркетингових досліджень до виявлення шахрайства та оцінювання ризиків. Нейронною мережею вважають серію алгоритмів, які намагаються розпізнати базові зв'язки в наборі даних за допомогою процесу, що імітує роботу людського мозку. У цьому сенсі нейронні мережі належать до систем нейронів, органічних або штучних за природою. Останнім часом ведуться дослідження, які поєднують багато шарів нейронів для формування “глибокої” нейронної мережі, що зможе виконувати складні обчислювальні завдання, і виникає потреба їх мінімізації.

### **Постановка проблеми**

Сьогодні розпізнавання образів здійснюється за допомогою технологій штучних нейронних мереж. Але під час розв'язування задач розпізнавання образів виникає проблема оптимізації обчислювальних ресурсів.

Таку проблему можна вирішити, насамперед, мінімізуючи розмір нейромережі, що полягає у зменшенні кількості синаптичних зв'язків між нейронами і відповідно часу навчання та підвищенням ступеня узагальнення функціональної здатності нейромережі без втрати її продуктивності.

### **Аналіз останніх досліджень та публікацій**

В експериментальних роботах [4, 5] встановлено зв'язок між нейронами мозку людини та мікротрубочками цитоскелета. У цих роботах зазначено, що у нейронах мозку відповідними субстратами для “квантово-статистичних обчислень” є інформаційні білкові нанополімери – мікротрубочки цитоскелета. Базовим елементом структури цитоскелета є мікротрубочки цитоскелета, що являють собою порожнинні циліндричні трубки із зовнішнім діаметром 25 нм і внутрішнім – близько 14 нм та довжиною 1–10 мкм.

Під час цих експериментальних досліджень, виконаних за фізіологічної температури, було виявлено, що мікротрубочка цитоскелета складається із молекул тубуліну. Кожна молекула тубуліну володіє дипольним моментом величиною близько 100D (дебай) і являє собою димер, що складається із  $\alpha$ - і  $\beta$ -тубулінів, з'єднаних тонкою перемичкою. Димер тубуліну може існувати у двох різних геометричних конфігураціях (конформаціях), тобто у двох станах, які мовою булевої алгебри описуються  $0(\downarrow)$  та  $1(\uparrow)$  (або  $-1(\downarrow)$ ,  $+1(\uparrow)$ ). Саме за допомогою аплікування цих процесів на технічну сферу ми розробляли запропонований у статті алгоритм.

Один із методів, який запропонований в роботах [1, 2] і за допомогою якого мінімізують розмір нейромережі, ґрунтується на діагоналізації матриці синаптичних зв'язків. Інший метод мінімізації нейромережі – це метод “регуляризації” [3].

Крім цього, у роботах [4, 7–9] зазначено, що мікротрубочки цитоскелета оптично мерехтять за метаболічної активності, а резонансні частоти молекул тубуліну становлять приблизно  $10^{11}$ – $10^{13}$  Hz, що слугувало поштовхом до розроблення алгоритму розпізнавання.

У роботі [10] розглянуто фізичну модель асоціативної пам'яті нейронної мережі з дипольною взаємодією мікротрубочки цитоскелета і зазначено, що основний стан дипольної системи мікротрубочки є дипольним склом. У наближенні дипольного скла відбувається розщеплення основного стану дипольної системи на велику кількість низькорозташованих за енергіями станів, що дає дипольній системі можливість виконувати роль розподіленої структури з асоціативною пам'яттю, яка є окремим випадком розпізнавання образів [11]. Нейронна мережі з дипольною взаємодією містить мікротрубочки цитоскелета із релаксаційним законом еволюції, володіє пам'яттю, яка зберігає деякий заданий наперед набір образів-еталонів і намагається згадати один з них, коли їй

надається який-небудь із цих образів, спотворений шумами

У роботі [6] зменшення кількості синаптичних зв'язків між нейронами досягнуто методом Хаусхолдера. За допомогою цього методу пов'язану матрицю синаптичних зв'язків перетворюють на матрицю Гессенберга з тридіагональними зв'язками без втрат недіагональних синаптичних зв'язків.

У роботі [12] розглянуто неконтрольовані або самоконтрольовані нейронні мережі, які грають у мінімаксні ігри в теоретичних налаштуваннях. Одна мережа вчиться генерувати розподіл ймовірностей за виходами, інша – прогнозувати вплив виходів. Кожна мережа мінімізує цільову функцію, максимізовану іншою. Мінімізація передбачуваності сприяє моделюванню розподілу даних через нейронний кодер, який максимізує цільову функцію, мінімізовану нейронним предиктором компонентів коду.

Автори статті [13] наводять гібридний алгоритм *in situ – in silico*, який названо навчанням з урахуванням фізики, що застосовує зворотне поширення для навчання керованих фізичних систем. Використовується для обчислення за допомогою глибоких нейронних мереж, створених із шарів математичних функцій, дає змогу навчати глибокі фізичні нейронні мережі, створені з рівнів керованих фізичних систем, навіть якщо фізичні рівні не мають математичних ізоморфізмів до звичайних шарів штучних нейронних мереж. У ході дослідження тренувалися різноманітні фізичні нейронні мережі на основі оптики, механіки та електроніки для експериментального виконання завдань класифікації аудіо та зображень із автоматичним пом'якшенням недоліків і шуму.

У статті [14] подано архітектуру нейронної мережі, агенти якої мають справу із різними аспектами фізичної системи і повинні мати можливість якомога ефективніше передавати відповідну інформацію один одному. Це сприяє формуванню параметрів, корисних для створення тверджень про фізичну систему в різних експериментальних умовах. Запропонована архітектура нейронної мережі знаходить компактне подання довільної двокубітної системи, яка відокремлює локальні параметри від параметрів, що описують квантові кореляції. Автори доводять, що цей метод можна поєднати із навчанням з підкріпленням, щоб увімкнути навчання репрезентації в інтерактивних сценаріях, де агентам потрібно досліджувати експериментальні параметри для визначення відповідних змінних.

Дослідники [15] зазначають, що серед різноманітних підходів, у яких традиційно формулювалося розпізнавання образів, найінтенсивніше вивчали та використовували на практиці статистичний підхід. Останнім часом все більше уваги звертають на теорію штучних нейронних мереж. На нашу думку, розроблення системи розпізнавання потребує особливої уваги до таких питань: визначення класів шаблонів, представлення шаблонів, виділення та вибір ознак для кластерного аналізу, вибір навчальних і тестових зразків. Проте загальна проблема розпізнавання складних візерунків із довільною орієнтацією, розташуванням і масштабом залишається невіршеною. Різні нові програми, такі як інтелектуальний аналіз даних, вебпошук, пошук мультимедійних даних, розпізнавання обличчя і розпізнавання рукописного тексту, потребують надійних і ефективних методів розпізнавання шаблонів. У статті подано порівняльний аналіз деяких добре відомих методів, які використовують на різних етапах системи розпізнавання образів із застосуванням нейронних мереж, що дало можливість вибрати напрям цього дослідження.

#### **Формулювання цілі статті**

У роботі запропоновано архітектуру одношарової неповнозв'язної нейромережі з дипольною взаємодією між нейронами для розпізнавання спотворених символічних знаків із мінімізованим часом обчислювального ресурсу, яка ґрунтується на короткотривалій диполь-дипольній взаємодії між сусідніми дипольними нейронами, а також розроблено алгоритм розпізнавання вхідних спотворених символічних образів за допомогою неповнозв'язної нейромережі з дипольною взаємодією та подано його реалізацію за допомогою системи прикладної математики Matlab.

#### **Виклад основного матеріалу**

Із урахуванням експериментальних даних [4, 5], пропонуємо архітектуру штучної одношарової неповнозв'язної нейронної мережі з дипольними нейронами (рис. 1) у якій враховуються тільки синаптичні зв'язки між сусідніми нейронами, оскільки взаємодія між дипольними нейронами короткотривала, тобто тензор синаптичних зв'язків  $\lambda_{ij} \sim 1/r_{ij}^3$  ( $r_{ij}$  – відстань між сусідніми  $i$ -м та  $j$ -м дипольними нейронами). Під дипольним нейроном необхідно розуміти нейрон із дипольним моментом 100D (дебай). Введення такого типу нейронів ґрунтується на тому, що біологічні нейрони – це молекули тубуліну з дипольним моментом величиною 100D [4, 5].

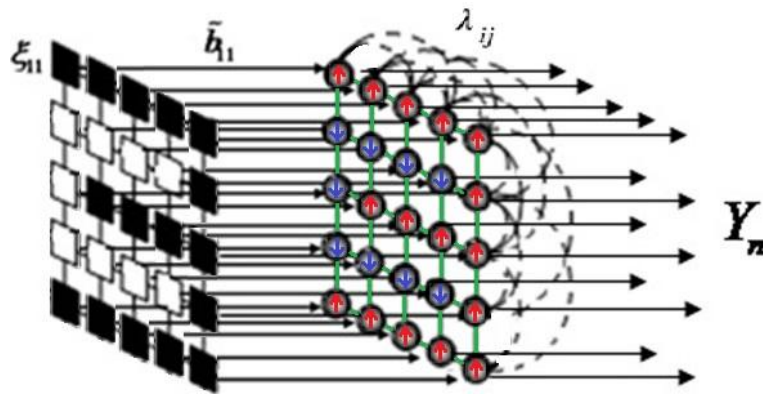


Рис. 1. Архітектура неповнозв'язної одношарової нейронної мережі, основаної на короткотривалій диполь-дипольній взаємодії між сусідніми дипольними нейронами

Матриця синаптичних зв'язків неповнозв'язної дипольної мережі подається у вигляді:

$$I = \begin{pmatrix} 0 & I_{12} & 0 & \dots & I_{16} & \dots & 0 \\ 0 & 0 & I_{23} & \dots & 0 & \dots & 0 \\ 0 & I_{32} & 0 & \dots & 0 & \dots & I_{38} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & \dots & I_{NN-5} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \end{pmatrix} \quad (1)$$

де

$$I_{ij} = \begin{cases} V_i V_j, & j = i + 1, i < n^2; \\ V_i V_j, & j = i - 1, 1 < i < n^2; \\ V_i V_j, & j = i + n, i \in n(n - 1); \\ V_i V_j, & i = j + n, j \in n(n - 1); \\ 0, & \text{в будь-якому іншому випадку.} \end{cases} \quad (2)$$

де  $N = n^2$  – кількість нейронів у одношаровій неповнозв'язній дипольній нейронній мережі або кількість пікселів у матриці зображення символу, що розпізнається;  $V_i, V_j$  – значення  $i$ -го та  $j$ -го пікселів символного зображення.

Кількість синаптичних зв'язків у неповнозв'язній дипольній нейронній мережі (рис. 1) визначається за формулою:

$$N_{ij} = 4n(n-1), \quad n \geq 2, \quad (3)$$

де  $n$  – кількість нейронів у рядку або стовпці матриці пікселів розпізнаваного образу.

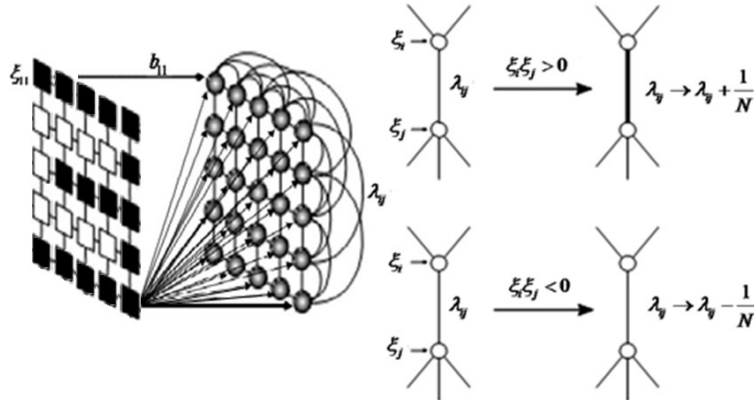


Рис. 2. Неповнозв'язна дипольна нейронна мережа із повнозв'язними синаптичними зв'язками. Добуток  $\xi_i \xi_j > 0$  вказує на підсилення синаптичного зв'язку між  $i$ -м та  $j$ -м нейронами, а  $\xi_i \xi_j < 0$  – на його послаблення

Водночас у повнозв'язній нейронній мережі (рис. 2) кількість синаптичних зв'язків дорівнює

$$N_{ij}^{tot} = n^2(n^2 - 1). \quad (4)$$

У формулах (3), (4) не враховано діагональні синаптичні зв'язки, тобто  $\lambda_{ii} = 0$ .

Аналіз співвідношень (3), (4) показує, що кількість синаптичних зв'язків у неповнозв'язній дипольній нейронній мережі менша, ніж у повнозв'язній, в  $\frac{n(n+1)}{4}$  рази.

Отже, за допомогою неповнозв'язної одношарової дипольної нейромережі можна розв'язати задачу розпізнавання спотворених символів з оптимізованим обчислювальним ресурсом. Сформулюємо цю задачу.

Відомий деякий набір двійкових сигналів (зображень), які вважають еталонним. Мережа повинна вміти зі спотвореного символічного зображення, поданого на її вхід, виділити за частковою інформацією відповідний еталон та встановити, чи вхідні дані відповідають еталонним зображенням.

Еталонне символічне зображення описується за допомогою вектора із елементами  $V_1, \dots, V_N$ , де  $N$  – кількість нейронів у одношаровій неповнозв'язній дипольній нейромережі. Кожний елемент  $V_i$  дорівнює або  $+1$ , або  $-1$ .

Позначимо вектор, який описує  $k$ -те еталонне символічне зображення  $\vec{W}_k$ , що зберігається у одношаровій неповнозв'язній дипольній нейромережі й намагається згадати образ  $\vec{X}_k$ , спотворений шумами, який пред'являється нейронній мережі.

Якщо мережа розпізнає спотворене символічне зображення, то її виходи міститимуть еталонне зображення, тобто  $\vec{Y} = \vec{W}_k$ , де  $\vec{Y}$  – вектор вихідних значень мережі із компонентами  $Y_1, \dots, Y_N$ . В іншому разі вихідний вектор не збігатиметься з жодним еталонним зображенням.

Для того, щоб ввести символічне зображення (як еталонне, так і те, яке необхідно розпізнати) в комп'ютер, його потрібно закодувати. Кодування символічного зображення значеннями  $1$  та  $-1$  (значенням  $1$  позначають зафарбовані частини зображення,  $-1$  - незафарбовані) можна здійснити так, як показано на рис. 3.

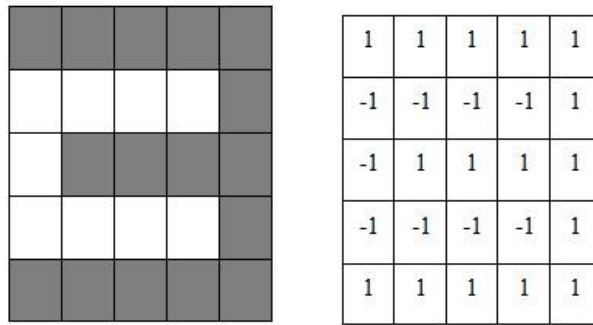


Рис. 3. Кодування зображення біполярними символами 1 та -1

Алгоритм розпізнавання спотворених символних образів за допомогою одношарової неповнозв'язної дипольної нейронної мережі має вигляд:

1. Введення еталонного вектора образу

$$V_i, V_j,$$

2. Введення вхідного вектора спотвореного образу

$$X_i, X_j$$

3. Ініціалізація синаптичних коефіцієнтів  $\lambda_{ij}$  за формулою (2).

4. На нульовій ітерації на виході  $j$ -го нейрона присвоєння значення  $j$ -го вхідного спотвореного символного образу

$$Y_j(0) = X_j$$

5. Розрахунок нового стану  $j$ -х нейронів

$$S_j(t+1) = \sum_{i=1}^N \lambda_{ij} Y_i(t)$$

6. Визначення нових значень виходів  $j$ -х нейронів

$$Y_j(t+1) = \text{sign}(S_j(t+1))$$

7. Якщо  $Y_j(t+1) = Y_j(t)$ , то закінчується обчислення за цим алгоритмом; в протилежному випадку  $Y_j(t) = Y_j(t+1)$  перехід до виконання пункту 5 алгоритму.

У прикладній системі Matlab реалізовано наведений вище алгоритм розпізнавання спотворених символних образів за допомогою одношарової неповнозв'язної дипольної нейронної мережі із найближчими синаптичними зв'язками (рис. 1).

Комп'ютерний експеримент виконано для десяти спотворених пікселів символного образу. Спотворення цифр здійснено із використанням псевдовипадкових рівномірно розподілених чисел, тобто піксель, який змінювався у зображенні цифри, вибирали випадково.

Числові експерименти виконано для розпізнавання спотворених цифр від 0 до 9, які описуються матрицями пікселів розміром  $5 \times 5$ . Для розпізнавання використано одношарову неповнозв'язну дипольну нейронну мережу з  $N = n^2 = 25$  нейронів.

Необхідно зазначити, що у випадку одношарової повнозв'язної нейромережі кількість синаптичних зв'язків дорівнює 600, тоді як у неповнозв'язній нейромережі – 80, тобто кількість синаптичних зв'язків у одношаровій неповнозв'язній нейронній мережі у 7,5 разу менша за кількість синаптичних зв'язків у повнозв'язній нейромережі.

Під час розпізнавання спотворених цифр від 0 до 9 за допомогою повнозв'язної матриці синаптичних зв'язків максимальна кількість розпізнаних спотворених пікселів для кожної цифри –

12 із 25. Для розпізнавання вхідного символічного образу потрібно було максимум три ітерації, а для десяти спотворених пікселів дві ітерації. Тобто образ розпізнавався за 48 % спотворених пікселів зображення символічного образу. Якщо спотворених пікселів було більше ніж 48 %, вхідний спотворений образ не розпізнавався.

Час розпізнавання образів одношаровою повнозв'язною нейронною мережею визначено за формулою:

$$t^{tot} = k N_{ij}^{tot}, \quad (5)$$

де  $k$  – коефіцієнт, який описує час налаштування одного синаптичного зв'язку.

У разі використання одношарової неповнозв'язної нейронної мережі з найближчими синаптичними зв'язками максимальна кількість спотворених пікселів, за якої розпізнавався вхідний образ для кожної цифри, становила 11. Максимальна кількість ітерацій для розпізнавання вхідного символічного образу становила п'ять ітерацій і символічний образ розпізнавався, коли було спотворено 44 % пікселів.

Час розпізнавання образів одношаровою неповнозв'язною дипольною нейронною мережею становить:

$$t_1 = k N_{ij}. \quad (6)$$

Отже, за повнозв'язної нейромережі час налаштування синаптичних зв'язків для розпізнавання спотвореного символічного образу із десятима спотвореними пікселями більший від часу розпізнавання образу одношаровою нейронною мережею із найближчими синаптичними зв'язками між нейронами, який містить таку саму кількість спотворених пікселів, у

$$\frac{t^{tot}}{t_1} = \frac{k N_{ij}^{tot}}{k N_{ij}} = \frac{n(n+1)}{4} \text{ разів.}$$

Зокрема, якщо  $n = 5$ , час обчислювального ресурсу для розпізнавання образу одношаровою неповнозв'язною нейронною мережею з найближчими синаптичними зв'язками між дипольними нейронами менший від часу розпізнавання повнозв'язною нейронною мережею у 7,5 разу.

### Висновки

На основі короткотривалої дипольної взаємодії між нейронами запропоновано розрідження синаптичних зв'язків одношарової дипольної нейронної мережі та, відповідно, зменшення часу обчислювального ресурсу для розпізнавання спотворених символів, що може використовуватися як технологія асоціативної пам'яті для розпізнавання об'єктів, скажімо, відстеження номерів машин.

З'ясовано, що завдяки короткотривалій диполь-дипольній взаємодії між нейронами розпізнавання спотворених образів одношаровою дипольною нейронною мережею можна здійснювати із меншою кількістю синаптичних зв'язків у  $\frac{n(n+1)}{4}$  разів порівняно із повнозв'язною одношаровою недипольною нейронною мережею.

Встановлено, що для розпізнавання спотворених цифр від 0 до 9, описаних матрицями пікселів розміром  $5 \times 5$ , час обчислювального ресурсу для розпізнавання образу одношаровою неповнозв'язною дипольною нейронною мережею менший від часу розпізнавання повнозв'язною нейронною мережею у 7,5 разу.

### Список літератури

1. Peleshchak R., Lytvyn V., Peleshchak I., Doroshenko M., Olyvko R. (2019). Hechth-Nielsen theorem for a modified neural network with diagonal synaptic connections. *Mathematical modeling and computing*, 6 (1), 101–108. Retrieved from: <https://doi.org/10.23939/mmc2019.01.101>.
2. Lytvyn V., Peleshchak I., Peleshchak, R. (2017). The compression of the input images in neural network that using method diagonalization the matrices of synaptic weight connections. *2nd International Conference on Advanced*

*Information and Communication Technologies (AICT)*, 66–70. Retrieved from: <https://doi.org/10.1109/AIACT.2017.8020067>.

3. Haykin S. (2006). *Neural networks. Complete Course 2nd Ed.* Translation from English. Williams Publishing House, 1104.
4. Penrouz R. (2005). *Shadows of the Mind: In Search of a Science of Consciousness*. IKI, 690.
5. Hameroff S. (1994). Quantum coherence in microtubules: A neural basis for emergent consciousness? *Journal of Consciousness Studies*, 1, 91–118.
6. Пелешчак Р. М., Литвин В. В., Черняк О. І., Пелешчак І. Р., Дорошенко М. В. (2021). Стохастична псевдоспінова нейронна мережа з тридіагональними синаптичними зв'язками. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*, 2, 114–122. Retrieved from: <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2021-2-12>.
7. Brown J. A., Tuszynski J. A. (1999). A review of the ferroelectric model of microtubules. *Ferroelectrics*, 220, 141–155. Retrieved from: <https://doi.org/10.1080/00150199908216213>.
8. Tuszynski J. A., Hameroff S. H., Sataric M. V., Trpisova B. T., Nip M. L. A. (1995). Ferroelectric behavior in microtubule dipole lattices: implications for information processing, signaling and assembly/disassembly. *Journal of Theoretical Biology*, 174, 371–380. Retrieved from: <https://doi.org/10.1006/jtbi.1995.0105>.
9. Hunt C., Stebbing H. (1994). Role of MAPs and motors in the bundling and shimmering of native microtubules from insect ovarioles. *Cell Motility and Cytoskeleton*, 27, 6978–6985. Retrieved from: <https://doi.org/10.1002/cm.970270108>.
10. Slyadnikov E. E. (2007). Physical model and associative memory of the cytoskeletal microtubule dipole system. *Journal of Technical Physics*, 77 (7), 77–86.
11. Hopfield J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, 79 (8), 2554–2558. Retrieved from: <https://doi.org/10.1073/pnas.79.8.2554>.

#### References

1. Peleshchak R., Lytvyn V., Peleshchak I., Doroshenko M., Olyvko R. (2019). Hechth-Nielsen theorem for a modified neural network with diagonal synaptic connections. *Mathematical modeling and computing*, 6 (1), 101–108. <https://doi.org/10.23939/mmc2019.01.101>
2. Lytvyn, V., Peleshchak, I., Peleshchak, R. (2017). The compression of the input images in neural network that using method diagonalization the matrices of synaptic weight connections. *2nd International Conference on Advanced Information and Communication Technologies (AICT)*, 66–70. <https://doi.org/10.1109/AIACT.2017.8020067>.
3. Haykin S. (2006). *Neural networks. Complete Course 2nd Ed.* Translation from English. Williams Publishing House, 1104.
4. Penrouz R. (2005). *Shadows of the Mind: In Search of a Science of Consciousness*. IKI, 690.
5. Hameroff S. (1994). Quantum coherence in microtubules: A neural basis for emergent consciousness? *Journal of Consciousness Studies*, 1, 91–118.
6. Peleshchak R. M., Lytvyn, V. V., Cherniak O. I., Peleshchak I. R., Doroshenko M. V. (2021). Stochastic pseudospin neural network with tridiagonal synaptic connections. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2, 114–122. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2021-2-12>.
7. Brown J. A., Tuszynski J. A. (1999). A review of the ferroelectric model of microtubules. *Ferroelectrics*, 220, 141–155. <https://doi.org/10.1080/00150199908216213>.
8. Tuszynski J. A., Hameroff S. H., Sataric M. V., Trpisova B. T., Nip M. L. A. (1995). Ferroelectric behavior in microtubule dipole lattices: implications for information processing, signaling and assembly/disassembly. *Journal of Theoretical Biology*, 174, 371–380. <https://doi.org/10.1006/jtbi.1995.0105>.
9. Hunt C., Stebbing H. (1994). Role of MAPs and motors in the bundling and shimmering of native microtubules from insect ovarioles. *Cell Motility and Cytoskeleton*, 27, 6978–6985. <https://doi.org/10.1002/cm.970270108>.
10. Slyadnikov E. E. (2007). Physical model and associative memory of the cytoskeletal microtubule dipole system. *Journal of Technical Physics*, 77 (7), 77–86.
11. Hopfield J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, 79 (8), 2554–2558. <https://doi.org/10.1073/pnas.79.8.2554>.
12. Schmidhuber Jürgen (2020). Generative Adversarial Networks are special cases of Artificial Curiosity (1990) and also closely related to Predictability Minimization (1991). *Neural Networks*, Vol. 124, 58–66.
13. Logan G. Wright, Tatsuhiro Onodera, Martin M. Stein, Tianyu Wang, Darren T. Schachter, Zoey Hu & Peter L. McMahon (2022). Deep physical neural networks trained with backpropagation. *Nature*, Vol. 601, 549–555.



14. Hendrik Poulsen Nautrup, Tony Metger, Raban Iten, Sofiene Jerbi, Lea M. Trenkwalder, Henrik Wilming, Hans J. Briegel, Renato Renner (2020). Operationally meaningful representations of physical systems in neural networks Arxiv. <https://arxiv.org/abs/2001.00593>.

15. Tai-hoon Kim (2010). Pattern Recognition Using Artificial Neural Network: A Review International Conference on Information Security and Assurance, Vol. 76: Information Security and Assurance, 138–148.

## DISTORTED CHARACTER RECOGNITION BY AN INCOMPATIBLE SINGLE-LAYER DIPOLE NEURAL NETWORK

Roman Peleshchak<sup>1</sup>, Vasyly Lytvyn<sup>2</sup>, Mykola Doroshenko<sup>3</sup>, Ivan Peleshchak<sup>4</sup>, Sviatoslav Sidletskyi<sup>5</sup>

<sup>1, 2, 4, 5</sup>Lviv Polytechnic National University

<sup>3</sup>Drohobych Ivan Franko State Pedagogical University

<sup>1</sup>rpele@ukr.net, ORCID 0000-0002-0536-3252

<sup>2</sup>vasyly17.lytvyn@gmail.com, ORCID 0000-0002-9676-0180

<sup>3</sup>dornik247@gmail.com, ORCID 0000-0002-6361-5921

<sup>4</sup>peleshchakivan@gmail.com, ORCID 0000-0002-7481-8628

<sup>5</sup>sviatoslav.p.sidletskyi@lpnu.ua

© Peleshchak R., Lytvyn V., Doroshenko M., Peleshchak I., Sidletskyi S., 2023

**This paper solves two problems: the first problem is devoted to the recognition of distorted symbolic images by a single-layer incompatible dipole neural network, and the second - the optimization of computing resources in the recognition of distorted symbolic images.**

**In particular, the architecture of an incompatible single-layer network with dipole neurons is proposed. Incompatibility of synaptic connections between neurons is based on the fact that significant interaction between dipole neurons exists in their immediate environment. Synaptic connections between dipole neurons are taken into account only between the nearest neighboring neurons, because the synaptic tensor  $\lambda_{ij}$  between the  $i$ -th and  $j$ -th dipole neurons is inversely proportional to the distance  $r_{ij}$  between neighboring  $i$ -th and  $j$ -th dipole neurons, therefore  $\lambda_{ij+1} \ll \lambda_{ij}$ .**

**An algorithm for recognizing incoming distorted symbolic images using an incompatible dipole neural network has been developed and implemented in the Matlab application system. It is shown that for the recognition of input symbol images by an incompatible dipole neural network the computational resource time is shorter compared to a fully connected neural network by  $n(n+1)/4$  times ( $n$  is the number of pixels in columns and rows, respectively, used for encoding of input images).**

**Numerical experiments have shown that the computational time to recognize  $0,4n^2$  distorted characters, which is described by a  $5 \times 5$  matrix, is 7,5 times less than the recognition time of a fully connected neural network.**

**Keywords: dipole incompatible neural network, synaptic matrix, computational resource time, auto-associative memory.**