3. Alodjants A. P., Barinov I. O., Arakelian S. M. // J. Phys. B: At. Mol. Opt. Phys. 2010. V.43. P. 095502.
4. Sedov E. S. et al. // Phys. Rev. 2011. V.A84. P.013813.
5. Joannopoulos J. D., Johnson S. G., Winn J. N., Meade R. D., Photonic Crystals. Molding the Flow of Light / Second Edition, Princeton: Princeton University Press. 2008. 286 p.
6. Vahala K. J. // Nature. 2003. V. 424. P.839.
7. Калитиевский М. А. // Письма в ЖЭТФ. 1997. Т.23. № 3. 74 с..
8. Голубев В. Г., Дукин А. А., Медведев А. В. и др. // ФТП. 2003. Т.37. Вып.7. 860 с.
9. Vučković J. et al. // Phys. Rev. 2001. V. E65. P.016608.
10. Englund D., Majumdar A., Faraon A. et al // PRL. 2010. V.104. P. 073904.
11. Amo A. et al. // Nature Physics. 2009. V. 5. P.805.
12. Alodjants A. P., Rumyantsev V. V., Fedorov S. A., Proskurenko M. V. // Functional Materials. 2014. V.21. N2. P. 211.
13. Агранович В. М. Теория экситонов. М. : Наука. 1968. 382 с.
14. Займан Дж. Модели беспорядка. М. : Мир. 1982. 592 с.
15. Румянцев В. В., Федоров С. А. // Оптика и спектроскопия. 2007. Т.102. №1. 75 с.
16. Rumyantsev V. V., Fedorov S. A., Gumennyk K. V. Photonic Crystals : Optical Properties, Fabrication and Applications. Chapter 8. / ed. William L. Dahl, NY: Nova Science Publishers, Inc. 2011. P.183—200.
17. Давыдов А. С. Теория молекулярных экситонов. М. : Наука. 1968. 296 с.
18. Del'Haye P. D. et al. // Nature. 2007. V 450. P.1214.
19. Hou D., Ning B., Wu J., Wang Z., Zhao J. // Appl. Phys. Lett. 2013. V.102. P.151104.
20. Лось В. Ф. // ТМФ. 1987. Т.73. N1. 85 с.

пост.28.11.14

Використання моделі Хопфілда в задачі розпізнання тексту

Ю. О. ОРЛОВА, Т. Ж. НАДРИГАЙЛО

Дніпродзержинський державний технічний університет

У даній роботі розглянуто нейронна мережа Хопфілда та її використання для задачі розпізнавання образів. Досліджено та проаналізовано алгоритм роботи та спосіб побудови нейронної мережі Хопфілда в середовищі MatLab, виконано програмну реалізацію задачі розпізнавання зображення рукописних символів.

В данной работе рассмотрена нейронная сеть Хопфилда и ее использование для задачи распознавания образов. Исследованы и проанализированы алгоритм работы и способ построение нейронной сети Хопфилда в среде MatLab, выполнена программная реализация задачи распознавания изображений рукописных символов.

In this paper Hopefield's neural network and it's applications for the image recognition were considered. Algorithm of performance and the methods for construction of the Hopefield's neural network using MatLab resources were explored and analyzed. The programming realization of the problem was performed for the recognition of the handwritten symbols.

Вступ. Штучні нейронні мережі – математичні моделі, а також їх програмні або апаратні реалізації, побудовані за принципом організації й функціонування біологічних нейронних мереж – мереж нервових кліток живого організму. Нейронні мережі не програмуються у звичному змісті цього слова, вони навчаються. Можливість навчання – одне з головних переваг нейронних мереж перед традиційними алгоритмами. Об'єднуючись у мережі, нейрони утворюють системи обробки інформації, які забезпечують ефективну адаптацію моделі до постійних змін з боку зовнішнього середовища.

У даній роботі увага приділяється нейронній мережі Хопфілда. Нейронна мережа Хопфілда — це тип рекурентної, повнозв'язної, штучної нейронної мережі із симетричною матрицею зв'язків. У процесі роботи динаміка таких мереж сходиться (конвергує) до одного з положень рівноваги. Ці положення рівноваги є локальними мінімумами функціоналу, що називається енергія мережі.

Нейронні мережі здатні вирішувати широке коло задач ідентифікації, прогнозування, оптимізації, керування складними об'єктами та задачу розпізнавання образів, яка буде детально розглянута в даній роботі. В якості образів будуть виступати зображення з рукописними символами, які необхідно розпізнати.

Задача розпізнання образів. Задача розпізнавання образів — це задача віднесення вихідних даних до певного класу за допомогою виділення істотних ознак, що характеризують ці дані, із загальної маси несуттєвих даних.

Розпізнавання образів є однією з найфундаментальніших проблем теорії інтелектуальних систем. З іншого боку, задача розпізнавання образів має величезне практичне значення. Замість терміну "розпізнавання" часто використовується інший термін — "класифікація". Ці два терміни у багатьох випадках розглядаються як синоніми, але не є повністю взаємозамінюваними. Кожний з цих термінів має свої сфери застосування, і інтерпретація обох термінів часто залежить від специфіки конкретної задачі.

Реалізація алгоритму розпізнавання тексту досить складна і складається з цілого ряду взаємопов'язаних блоків, серед яких блоки препроцесування, сегментації, виділення характеристик, класифікації та контекстуальної обробки. Паперовий документ сканується і створюється зображення у відтінках сірого кольору або бінарне (чорно-біле) зображення. На стадії препроцесування застосовується фільтрація для видалення шуму, область тексту локалізується і перетвориться до бінарного зображення за допомогою глобального і локального адаптивного порогового перетворювача. На кроці сегментації зображення тексту розділяється на окремі символи. Це завдання особливо важке для рукописного тексту, яке містить зв'язки між сусідніми символами. Один з ефективних прийомів полягає в розчленуванні складеного зразка на малі зразки (проміжна сегментація) і знаходженні точок правильної сегментації з використанням виходу класифікатора за зразками. Внаслідок різного нахилу, перекручень, перешкод і стилів листа розпізнавання сегментованих символів є непростим завданням [1, 2].

Вирішення цієї задачі за допомогою нейронних мереж розподілена так: відбувається неявне витяг характеристик всередині самої нейромережі, в цьому випадку виділення ознак та їх класифікація об'єднані, проходячи поряд з навчанням мережі. Таким чином, мережа може звикнути до стилю тексту, що дає можливість отримати оптимальні результати. Але в будь-якому випадку, здатності самої людини до розпізнавання тексту (повна незалежність від вищезгаданих чинників) не можуть йти ні в яке порівняння навіть з найсучаснішими OCR-системами.

Однак не слід упускати з виду і те, що нейронна мережа не є панацеєю від проблем такого типу, вони також можуть помилятися. Нейронні мережі лише можуть допомогти при вирішенні важко формалізованих задач, вимагаючи висококласного фахівця з розробки архітектури мережі, здатного вирішувати питання, пов'язані з проектуванням, використанням спеціалізованого програмного забезпечення і т.д.

Нейронні мережі Хопфілда. Серед різних конфігурацій штучних нейронних мереж зустрічаються такі, при класифікації яких за принципом навчання, строго кажучи, не підходять ні навчання з учителем, ні навчання без учителя. У таких мережах вагові коефіцієнти синапсів розраховуються тільки один раз перед початком функціонування мережі на основі інформації оброблюваних даних, і все навчання мережі зводиться саме до цього розрахунку. З одного боку, пред'явлення апріорної інформації можна розцінювати, як допомога вчителя, але з іншого – мережа фактично просто запам'ятовує зразки до того, як на її вхід надходять реальні дані, і не може змінювати свою поведінку, тому говорити про ланку зворотного зв'язку з "світом" (вчителем) не доводиться. З мереж з подібною логікою роботи найбільш відомі мережа Хопфілда та мережа Хемінга, які зазвичай використовуються для організації асоціативної пам'яті.

Нейронна мережа Хопфілда — це тип рекурентної, повнозв'язної, штучної нейронної мережі із симетричною матрицею зв'язків. У процесі роботи динаміка таких мереж сходиться (конвергує) до одного з положень рівноваги. Ці положення рівноваги є локальними мінімумами функціоналу, що називається енергія мережі (у найпростішому випадку — локальними мінімумами негативно певної квадратичної форми на n-вимірному кубі). Така мережа може бути використана як автоасоціативна пам'ять, як фільтр, а також для вирішення деяких завдань оптимізації. На відміну від багатьох нейронних мереж, що працюють до отримання відповіді через певну кількість тактів, мережі Хопфілда працюють до досягнення рівноваги, коли наступний стан мережі дорівнює попередньому [3].

Мережа Хопфілда використовує три прошарки: вхідний, прошарок Хопфілда та вихідний прошарок. Кожен прошарок має однакову кількість нейронів. Входи прошарку Хопфілда під'єднанні до виходів відповідних нейронів вхідного прошарку через змінні ваги з'єднань. Виходи прошарку Хопфілда від'єднуються до входів всіх нейронів прошарку Хопфілда, за винятком самого себе, а також до відповідних елементів у вихідному прошарку. В режимі функціонування, мережа скеровує дані з вхідного прошарку через фіксовані ваги з'єднань до прошарку Хопфілда. Прошарок Хопфілда коливається, поки не буде завершена певна кількість циклів, і біжучий стан прошарку передається на вихідний прошарок. Цей стан відповідає образу, вже запрограмованому у мережу.

Навчання мережі Хопфілда вимагає, щоб навчальний образ був представлений на вхідному та вихідному прошарках одночасно. Рекурсивний характер прошарку Хопфілда забезпечує засоби корекції всіх ваг з'єднань. Недвійкова реалізація мережі повинна мати пороговий механізм у передатній функції. Для правильного навчання мережі відповідні пари "вхід-вихід" мають відрізнятися між собою.

Структурна схема мережі Хопфілда приведена на *рис. 1.*

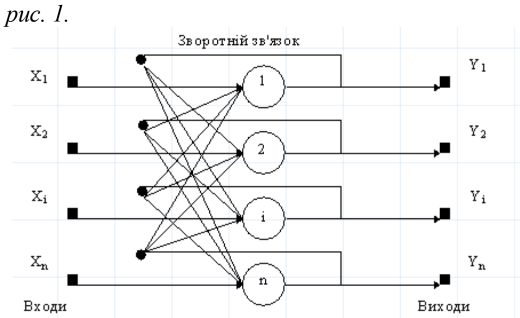


Рис. 1. Структурна схема мережі Хопфілда

Якщо мережа Хопфілда використовується як пам'ять, що адресується за змістом вона має два головних обмеження. По-перше, число образів, що можуть бути збережені та точно відтворені є строго обмеженим. Якщо зберігається занадто багато параметрів, мережа може збігатись до нового неіснуючого образу, відмінному від всіх запрограмованих образів, або не збігатись взагалі. Межа ємності пам'яті для мережі приблизно 15% від числа нейронів у прошарку Хопфілда. Другим обмеженням парадигми є те, що прошарок Хопфілда може стати нестабільним, якщо навчальні приклади є занадто подібними. Зразок образу вважається нестабільним, якщо він застосовується за нульовий час і мережа збігається до деякого іншого образу з навчальної множини. Ця проблема може бути вирішена вибором навчальних прикладів більш ортогональних між собою.

Задача, розв'язувана даною мережею в якості асоціативної пам'яті, як правило, формулюється таким чином. Відомий деякий набір двійкових сигналів (зображень, звукових оцифровок, інших даних, що описують якийсь об'єкти або характеристики процесів), вважають зразковим. Мережа повинна вміти з зашумленого сигналу, поданого на її вхід, виділити ("пригадати" по частковій інформації) відповідний зразок або "дати висновок" про те, що вхідні дані не відповідають жодному із зразків. У загальному випадку, будь-який сигнал може бути описаний вектором $x_1, \ldots, x_i, \ldots, x_n$, n - число нейронів у мережі і величина вхідних і вихідних векторів. Кожний елемент x_i дорівнює або +1, або -1. Позначимо вектор, що описує k-ий зразок, через X_k, а його компоненти, відповідно, - x_{ik}, k=0, ..., m-1, m - число зразків. Якщо мережа розпізнає (або "пригадує") якийсь зразок на основі пред'явлених їй даних, її виходи будуть містити саме його, тобто $Y = X_k$, де Y - вектор вихідних значень мережі: $y_1, \ldots, y_i, \ldots, y_n$. У противному випадку, вихідний вектор не співпаде з жодний зразковим.

Якщо, наприклад, сигнали являють собою якесь зображення, то, відобразивши у графічному виді дані з виходу мережі, можна буде побачити картинку, що цілком збігається з однієї зі зразкових (у випадку успіху) або ж "вільну імпровізацію" мережі (у випадку невдачі).

Алгоритм функціонування нейронної мережі Хопфілда. Кожен нейрон може знаходитись в одному з двох положень:

$$S_j(t) \in \{+1; -1\}$$

де $S_j(t)$ – положення j-го нейрону в момент часу t. "Збудженню" нейрона відповідає значення +1, а "гальмуванню" – значення -1. Дискретність положень нейрона відповідає нелінійному, пороговому характеру його функціонування, відомий у нейрофізіології як "все або нічого".

Динаміка положення у часі j-го нейрона у мережі з N нейронів описується дискретною динамічною системою:

$$S_j(t+1) = \mathrm{sign}\left(\textstyle\sum_{i=1}^{N} W_{ij} S_i(t)\right), \quad i, j = 1 \ldots N \qquad (1)$$

де матриця W_{ij} – матриця вагових коефіцієнтів взаємодії дендритів j-го з аксонами i-го нейронів. Помітимо, що $W_{ii} = 0$ та випадок $\sum_{i=1}^{N} W_{ij} S_i(t)$ не роздивляються.

Алгоритм реалізації мережі Хопфілда.

1. На стадії ініціалізації мережі вагові коефіцієнти синапсів встановлюються таким чином:

$$W_{i,j} = \begin{cases} \sum_{k=1}^{m} X_i^k X_j^k, & i \neq j \\ 0, & i = j \end{cases} \qquad (2)$$

Тут і і j – індекси, відповідно, предсинаптичного і постсинаптичного нейронів; X_i^k, X_j^k – i-ий і j-ий елементи вектора *k*-ого зразка.

2. На входи мережі подається невідомий сигнал (t – номер ітерації). Його поширення безпосередньо встановлює значення виходів:

$$y_i(0) = x_i, \quad i = 0, \ldots, n-1,$$

тому позначення на схемі мережі вхідних сигналів у явному виді носить чисто умовний характер. Нуль у скобці справа від y_i означає нульову ітерацію в циклі роботи мережі.

3. Розраховується новий стан нейронів

$$S_j(t+1) = \textstyle\sum_{i=1}^{n} W_{ij} Y_j(t), \quad j = 0, \ldots, n-1 \qquad (3)$$

і нові значення виходів

$$Y_i(t+1) = f\big(S_j(t+1)\big) \qquad (4)$$

де f – передатна функція у вигляді порогової, приведена на *рис. 2.*

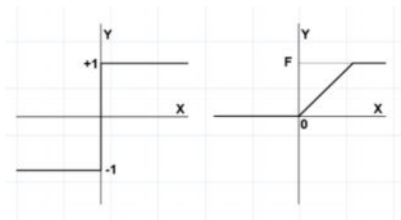


Рис. 2. Передатні функції

4. Перевіряємо чи змінилися вихідні значення виходів за останню ітерацію. Якщо так - перехід до пункту 2, інакше (якщо виходи стабілізувались) - кінець. При цьому вихідний вектор являє собою зразок, що найкраще відповідає вхідним даним.

Іноді мережа не може провести розпізнавання і видає на виході неіснуючий образ. Це пов'язано з проблемою обмеженості можливостей мережі. Для мережі Хопфилда число запам'ятованих образів m не повинно перевищувати величини, приблизно рівної 0.15•n. Крім того, якщо два образи А и Б сильно схожі, вони, можливо, будуть викликати в мережі перехресні асоціації, тобто пред'явлення на входи мережі вектора А призведе до появи на її виходах вектори Б та навпаки.

Бінарна модель мережі Хопфілда. Бінарна модель базується на використанні порогової активаційної функції, яку задають виразом:

$$Y_j = f(S_j) = \begin{cases} 1, & S_j > T_j \\ 0, & S_j < T_j \\ Y_j, & S_j = T_j \end{cases} \qquad (5)$$

Такий вигляд активаційної функції був запропонований Хопфілдом. У сучасній літературі частіше зустрічається порогова активаційна функція зі зміною знака:

$$Y_j = f(S_j) = \begin{cases} 1, & S_j > T_j \\ -1, & S_j < T_j \\ j, & S_j = T_j \end{cases} \qquad (6)$$

де через T_j позначається величина порога чутливості довільного нейрона j мережі Хопфілда.

Якщо для виходу y j кожного нейрона поставити у відповідність двійковий розряд, то поточний стан мережі Хопфілда може бути виражений числом у двійковій системі числення, а множина допустимих сусідніх станів є множиною чисел з одиничною відстанню Хемминга. Якщо стани нейронної мережі позначити точками з відповідними координатами у просторі та з'єднати дугами ті точки, між якими допустимий перехід, одержимо граф переходів мережі. Для мережі, що складається з трьох нейронів, такий граф має вигляд куба (рис. 3). Мережі з кількістю нейронів більше трьох утворюють гіперкуби вищих порядків, що не мають графічної інтерпретації.

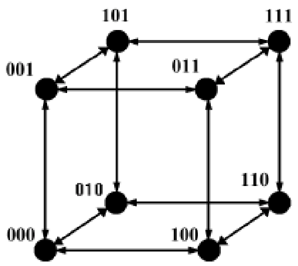


Рис. 3. Граф переходів

У загальному випадку множина сусідніх вершин N для довільної вершини *a* визначається з виразу:

$$N(a)=\{a\text{XOR } 2^{i-1}\}_{i=1}^{N},\ \text{ де } a=0,1,\ldots,2^{n}-1 \qquad (7)$$

Функціонування мережі Хопфілда полягає в пересуванні вздовж ребер переходів, поки мережа не досягне стійкого стану. Мережа Хопфілда має стійкий стан у випадку, коли матриця вагових коефіцієнтів W симетрична і має нулі на головній діагоналі, тобто

$$W_{ij}=W_{ji},\quad W_{ii}=0. \qquad (8)$$

Для пояснення факту стійкості мережі за згаданих умов введемо функцію енергії довільної пари нейронів:

$$e_{ij}=-W_{ij}Y_iY_j-X_jY_j+T_jY_j \qquad (9)$$

Виходячи з умови симетричності (8) матриці вагових коефіцієнтів, загальну енергію E нейронної мережі визначають за функцією Ляпунова:

$$E_{ij}=-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}W_{ij}Y_iY_j-\sum_{j=1}^{N}X_jY_j+\sum_{j=1}^{N}T_jY_j\,. \qquad (10)$$

Розглянемо стан мережі перед спрацьовуванням нейрона k, виділивши з загальної суми складову C, що не пов’язана зі зміною енергії:

$$C=-\frac{1}{2}\sum_{i,j\neq k}W_{ij}Y_iY_j+\sum_{j\neq k}X_jY_j-\sum_{j\neq k}T_jY_j\,.$$

Тоді загальна енергія мережі:

$$E=C-\frac{1}{2}\sum_{i}W_{ik}Y_iY_k-\frac{1}{2}\sum_{i}W_{ki}Y_k+X_kY_k-T_kY_k$$

Враховуючи умови симетричності $W_{ij}=W_{ji}$, одержимо вираз:

$$E=C-\sum_{i}W_{ik}Y_iY_k+X_kY_k-T_kY_k\,. \qquad (11)$$

На момент розгляду стану мережі вихід нейрона Y_k є константою, і може бути винесеним за знак суми:

$$E=C-Y_k\left(\sum_{i}W_{ik}Y_i+X_k-T_k\right).$$

Загальна енергія перед черговим спрацьовуванням k-го нейрона

$$E=C-Y_k\left(\nu_k-T_k\right)$$

а після спрацьовування

$$E'=C-Y'_k\left(\nu_k-T_k\right)$$

Зміну енергії задамо виразом:

$$\Delta E=E'-E=-\Delta Y_k\left(\nu_k-T_k\right) \qquad (12)$$

і розглянемо такі умови:

1. $\nu_k>T_k$;

$$\Delta Y_k=Y'_k-Y_k=\begin{cases}1, & Y'_k=1, Y_k=0,\\ 0, & Y'_k=0, Y_k=0.\end{cases} \qquad (13)$$

Отже: $\Delta E\leq 0$.

2. $\nu_k<T_k$;

$$\Delta Y_k=Y'_k-Y_k=\begin{cases}-1, & Y'_k=0, Y_k=1,\\ 0, & Y'_k=0, Y_k=0.\end{cases} \qquad (14)$$

Отже: $\Delta E\leq 0$.

3. $\nu_k=T_k$.

Згідно з активаційною функцією у цьому випадку не відбувається жодних змін, тобто $Y'_k=Y_k$. Відповідно, $\Delta E=0$.

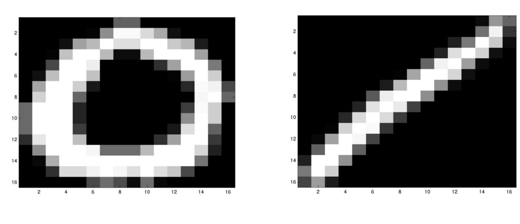
Отже, загальна енергія мережі Хопфілда за умов (8) завжди або зменшується, або залишається незмінною. Стійкий стан мережі відповідає мінімуму її енергії.

Постановка задачі та аналіз результатів. Задача полягає в тому щоб дослідити та проаналізувати алгоритм роботи та побудови нейронної мережі Хопфілда в середовищі MatLab. Найпоширеніша задача, в якій застосовуються мережі Хопфілда, полягає в розпізнанні образів. В даному випадку, у ролі образів будуть використовуватись рукописні цифри які представлені 16-тибітними зображеннями. Маємо набір з 10 зображень цифр {1,2,3,4,5,6,7,8,9,0} які будуть використовуватись у якості зразку, дані для тренування мережі, представлені на рисунку 4. На вхід будуть подаватись тестові зображення, які необхідно розпізнати на основі зразкових зображень.

Кожне зображення з яким треба працювати, має бути представлене у вигляді вектору з простору R^{256} координати якого будуть мати значення 1 або -1. Отже матриця зразків буде мати розмірність $M^{10\times 256}$. На вхід подаються тестові зображення у вигляді бінарних векторів. Результатом роботи алгоритму є вектор який має значення близькі до одного із зразкових векторів. Визначити якому зразку відповідає даний вектор можна шляхом покоординатного порівняння даного вектора з усіма зразками.

В ході дослідження нейронної мережі Хопфілда було використано базу даних яка складається із зразкових та тестових зображень. Особливість даних що являються зразковими зображеннями полягає в тому, що кожному зображенню відповідає цифра, яка на ньому зображена:

```
class_array=[1 2 3 4 5 6 7 8 9 0].
```



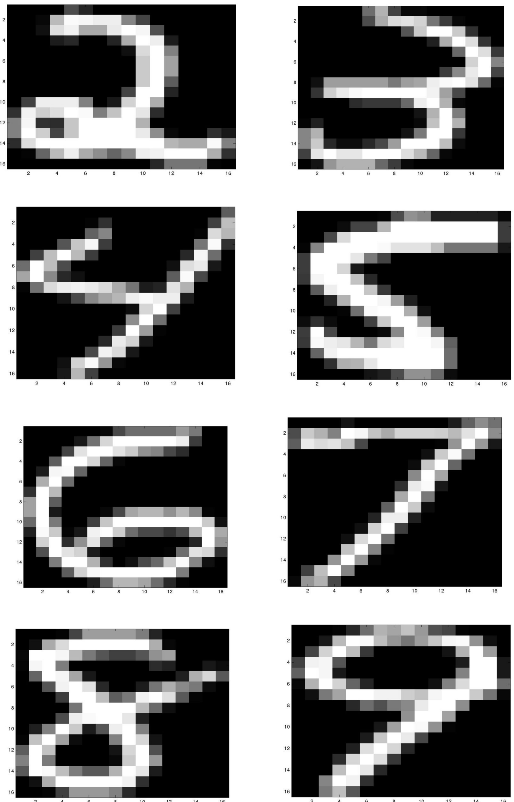


Рис. 4. Зразкові зображення для нейронної мережі

Кожне зображення представляється у вигляді вектору, всього зразкових зображень має бути 10. Тому зручно покласти всі зразкові вектори стовпчиками у єдину матрицю, яка далі буде використовуватись функцією у програмі для побудови нейронної мережі Хопфілда.

Програма реалізована в середовищі Matlab без інтерфейсу. Результат виводиться у командному вікні. Результатом є масив відхилень результуючого вектора від зразкових векторів та цифра якій він відповідає. Вектор значень зразкових векторів має вигляд:

Відхилення результуючого вектора від зразкових рахується таким чином:

- спочатку цей вектор порівнюється покоординатно з усіма зразковими векторами;
- якщо координата вихідного вектора співпадає з відповідною координатою зразка, значення відхилення не змінюється;
- якщо координата вихідного вектора не співпадає з відповідною координатою зразка, значення відхилення збільшується на 1;
- отримавши відхилення від усіх зразкових векторів, обирається найменше його значення та результатом роботи є цифра якій відповідає зразок з найменшим відхиленням.

Наведемо декілька прикладів роботи програми. Спочатку розглянемо випадок коли цифра написана коректно та у загальному випадку не схожа ні на одну із зразкових. Наприклад спробуємо розпізнати цифру взяту з тестової бази, яка зображена на *рис. 5:*

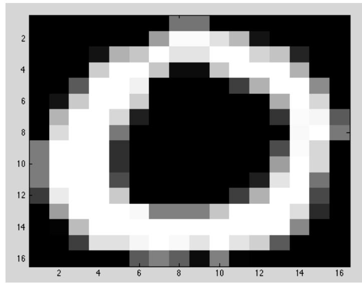


Рис. 5. Тестове зображення

Результатом роботи програми буде:

- матриця відхилень:

err = 142 112 109 129 97 90 146 116 148 2;

- розпізнана цифра:

ans = 0.

Аналізуючи матрицю відхилень, можна сказати що цифра розпізнана з досить високою точністю, тому що відхилення від зразків що не відповідають даній цифрі порівняно великі, ніж відхилення від справжнього значення.

Тепер візьмемо тестове зображення де цифра написана коректно, але сама цифра може бути схожою на інші цифри (наприклад цифри 3 та 9) (рис. 6).

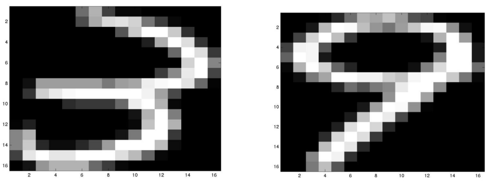


Рис. 6. Зразкові цифри які схожі між собою

Отже, розглянемо наступне тестове зображення (*рис. 7*):

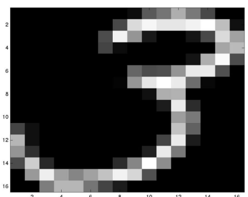


Рис. 7. Тестове зображення

Результатом роботи програми для цього зображення є:

- матриця відхилень:

err = 83 95 50 84 130 119 89 91 79 133;

- розпізнана цифра:

ans = 3.

Бачимо, що найменше відхилення відповідає цифрі 3, а наступне найменше відхилення має цифра 9.

Також можливим є випадок помилкової класифікації, якшо цифра написана некоректно.

Всього було протестовано 200 зображень (по 20 зображень на кожну цифру). В таблиці 1 наведено кількість вдалих та невдалих випадків розпізнання цифр з зображень.

Таблиця 1. Аналіз успішності роботи програми

Цифра	Кількість випадків вдалого розпізнання	Кількість випадків невдалого розпізнання
1	17	3
2	11	9
3	15	5
4	7	13
5	12	8
6	17	3
7	7	13
8	10	10
9	8	12
0	16	4

Згідно з отриманими даними, програма коректно розпізнає 64% зображень, що є більше ніж половина всих тестових зображень, тому можна сказати що програма дає задовільний результат.

Таким чином, нейронні мережі, з використанням асоціативної пам’яті, дозволяють просто і ефективно розв'язати завдання відтворення образів по неповній та перекрученій інформації. Невисока ємність мереж (число образів, що запам’ятовано) пояснюється тим, що, мережі не просто запам'ятовують образи, а дозволяють проводити їх узагальнення. Разом з тим, легкість побудови програмних і апаратних моделей роблять ці мережі привабливими для багатьох застосувань.

В даний час існує велика кількість програм-обробників, що дозволяють вирішувати завдання розпізнавання образів, символів, тексту. При вирішенні цього завдання доводиться стикатися з цілою низкою проблем: шумозаглушення, виділення символів, блоків та їх подальша обробка. Добре, якщо документ писаний якісно та досить розбірливим почерком, але найчастіше доводиться стикатися з цілою низкою проблем. Наприклад, необхідно розпізнати документ, який написаний від руки, але між літерами немає чіткого розділення,або під дуже сильним нахилом, з цими завданнями програми справляються з великими труднощами.

Дана програма може бути використана для розпізнавання номерів телефонів, поштових індексів та багато інших числових значень. Також є можливість використання даної програми для розпізнання букв шляхом зміни бази даних.

Висновки

У даній роботі розглянуто нейронну мережу Хопфілда, її структуру, метод побудови та навчання; реалізовано нейронну мережу Хопфілда для розпізнання цифр з рукописного зображення.

У програмі реалізоване конвертування зображення у вектор значень 1 та -1 (переведення зображення у чорно-біле). Дану програму можна легко адаптувати для розпізнання не тільки цифр а і будь-яких образів, таких як літер алфавіту, облич та ін.

Недоліком програми є те, що не завжди можливо розпізнати 100% вхідних даних, тому що рукописний текст – досить абстрактна інформація яка напряму залежить вид людського фактору. Деякі рукописні символи можуть бути дуже схожими між собою але мати абсолютно різні справжні значення, в такому випадку вони можуть бути розпізнані тільки за контекстом, а в даній роботі цей аспект не враховувався;

База даних для даної роботи була видана поштовим сервісом, який був зацікавлений в розробці програми по розпізнанні поштових індексів на конвертах. Але окрім пошти, ця програма може бути використана і в інших галузях, наприклад в розпізнанні телефонних, інвентарних номерів, різних кодів тощо.

На сьогодні нейронні мережі вважаються застарілими та не досить ефективними порівняно з іншими методами, такими як метод опорних векторів, KNN класифікатор та ін.

ЛІТЕРАТУРА

1. Короткий С. Нейронные сети: алгоритм обратного распространения. — Режим доступу: http://masters.donntu.edu.ua/2009/fvti/trubarov/library/article2.htm.
2. Короткий С. Нейронные сети: обучение без учителя. — Режим доступу: http://masters.donntu.edu.ua/2006/fvti/lazebnik/library/art13.htm.
3. Кальченко Д. Нейронные сети: на пороге будущего / КомпьютерПресс. — 2005. — Режим доступу: http:/www.compr.ru.

пост.02.12.14