

2. Verma B. A new compression technique using an artificial neural network / Verma B., Blumenstein M., Kulkarni S. // Faculty of Information and Communication Technology, Griffith University / Australia. – 2004. – С. 172-178.

3. Ткаченко Р.О. Нова парадигма штучних нейронних мереж прямого поширення / Р.О. Ткаченко // Вісник Державного університету "Львівська політехніка". – Сер.: Комп'ютерна інженерія та інформаційні технології. – 1999. – № 386. – С. 43-54.

4. Сергеев В.С. Сжатие данных, речи, звука и изображений в телекоммуникационных системах / В.С. Сергеев, В.В. Баринев. – М. : Изд. предп. "РадиоСофт". – 2009. – С. 163-173.

5. Сэломон Д. Сжатие данных, изображений и звука / Д. Сэломон // Техносфера. – М., 2004. – С. 123-128.

6. Osovski S. Sieci neuronowe dla przetwarzania informacji / S. Osovski // Oficyna wydawnicza Politechniki Warszawskiej. – Warszawa. – 2000. – PP. 83-92.

Полищук У.В. Компрессия звука с помощью нейросетевых моделей геометрических преобразований

Описываются особенности компрессии и декомпрессии данных (на примере звуковых сигналов, в частности, речевых сообщений) с использованием автоассоциативных нейроподобных структур геометрических преобразований для реализации процедуры выделения главных компонент и восстановление исходных данных на их основе. Подаются элементы архитектуры разработанной нейросетевой системы для компрессии данных. Рассмотрены примеры компрессии разнотипных звуковых файлов с помощью программной модели компрессии звуковой информации, разработанной на базе нейросетевых структур модели геометрических преобразований.

Polishchuk U.V. Audio compression using neurolike geometrical transformation machine structures

The features of data compression and decompression (for example, audio signals, including voice messages) using autoassociative neurolike geometrical transformation machine structures for principal component analyzing and restore the data based on them are being described. The architecture elements of the developed neural network system for data compression are being served. An examples of the polytypic audio files compression using audio compression program on the basis of neurolike geometrical transformation machine structures is considered.

УДК 378.681.952 Аспір. С.І. Степанюк¹ – Волинський НУ ім. Лесі Українки

РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ НА ОСНОВІ АНАЛОГОВИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ВИЗНАЧЕННЯ МАКСИМАЛЬНИХ СИГНАЛІВ

Розглянуто деякі підходи до розв'язання задач розпізнавання образів на основі аналогових WTA-мереж. Зокрема, наведено місце WTA-мереж у розпізнаванні статичних зображень фіксованої розмірності, сегментації зображень, отриманих за допомогою магнітно-резонансної томографії. Досліджено переваги та обмеження таких підходів, сформульовано відкриті питання в цій області.

Ключові слова: штучна нейронна мережа, розпізнавання образів, сегментація зображень, енергетична функція, математична модель мережі.

1. Вступ. Автоматичне розпізнавання, класифікація, групування образів є ключовими задачами різних інженерних та наукових дисциплін, таких як: біологія, медицина, маркетинг, комп'ютерний зір, штучний інтелект та ін-

¹ Наук. керівник: доц. П.В. Тимошук, д-р техн. наук – НУ "Львівська політехніка"

ші. В [1] розпізнавання образів визначається як процес віднесення візуального чи логічного образу до класів, що виділяються за деякими властивостями цих образів (об'єктів). Наприклад, виділення обличчя людини на зображенні, розпізнавання рукописного тексту, природної мови, аналіз відбитків пальців, оброблення графічної інформації, отриманої супутником. Зазвичай, процес розпізнавання здійснюється у кілька етапів, основні з яких наведено на рис. 1.



Рис. 1. Блок-схема системи розпізнавання образів

Більшість математичних методів розпізнавання образів поділяють на дві групи: дискримінантні [2-4] та синтаксичні або структурні [5]. У межах першої групи образи характеризуються наборами чисел – результатів деяких вимірювань, які називаються властивостями або ознаками. У дискримінантному підході розпізнавання образів, зазвичай, виконують за допомогою розбиття простору ознак на області.

Синтаксичний підхід до розпізнавання образів дає змогу класифікувати велику множину складних об'єктів шляхом використання деякої множини первинних елементів та граматичних правил. При цьому підході образи будуються із сполучених різними способами підобразів, використовуючи спеціальні формальні мови описів.

Особливе місце в розпізнаванні належить методам, які ґрунтуються на використанні штучних нейронних мереж [6-8]. Такі методи в літературі відносять до дискримінантних методів або виділяють в окрему групу. Застосування нейронних мереж забезпечує такі властивості систем розпізнавання образів: нелінійність, відображення вхідної інформації у вихідну, адаптивність, контекстність інформації, паралельність обчислень, аналогію з нейробіологією, універсальність в предметних областях. Підвищення ефективності розпізнавання образів досягається за допомогою нейронних мереж, призначених для знаходження максимальних сигналів з множини N невідомих сигналів або так званих "winner-take-all" (WTA) мереж [9]. Існують різні WTA-мережі [9-14]. WTA-мережі поділяють на дві групи – конкуруючі мережі і такі, що базуються на аналогових компараторах. До першої групи, зокрема, належать відомі нейронні мережі типу Хопфілда [15]. Такі мережі не забезпечують єдиної точки рівноваги, а тому їхні вихідні сигнали можуть приймати суперечливі значення або ж ці мережі можуть містити багато обмежень на параметри для отримання коректних вихідних сигналів [16, 17]. Мережі потребують наявності усіх затримувальних взаємозв'язків, а тому з погляду схемної

реалізації відзначаються надлишковою складністю. Для оброблення наступної множини сигналів необхідно додатковий режим відновлення. Реалізація режиму відновлення мережі пов'язана з використанням додаткового апаратного забезпечення і часу для виконання процедури відновлення, що зменшує швидкість оброблення сигналів.

Друга група об'єднує мережі, що ґрунтуються на аналогових компараторах, як, наприклад, "feed forward" нейронна мережа "binary tree" [17]. Для зменшення кількості вузлів побудована мережа, використовуючи субмережі, які розміщені у вигляді багатопарової структури, містить $N-1$ субмереж. Оскільки мережа реалізується на основі компараторів, вона має обмежену точність оброблення реальних сигналів. Швидкість збіжності вихідних сигналів нейронних мереж, побудованих на компараторах високої точності, є низькою. З іншого боку, високошвидкісні компаратори мають невисоку роздільну здатність вхідних сигналів [17].

У дослідженні стисло розглянуто основні підходи до розв'язання задач розпізнавання образів на основі аналогових WTA-мереж. Досліджено переваги та обмеження таких підходів, сформульовано відкриті питання у цій області.

2. Розпізнавання образів на основі WTA-мереж

2.1. Розпізнавання статичних зображень фіксованої розмірності. У [18] обґрунтовано доцільність використання WTA-мережі як функціонального блоку нейромережевої системи розпізнавання статичних зображень фіксованої розмірності. Розглянуто роль WTA-мережі у такій системі, зокрема під час проектування системи розпізнавання чотирьох різних зображень, кожне з яких представляє числовий символ (рис. 2), і перевірено функціонування системи в умовах зашумлених зображень (рис. 3).

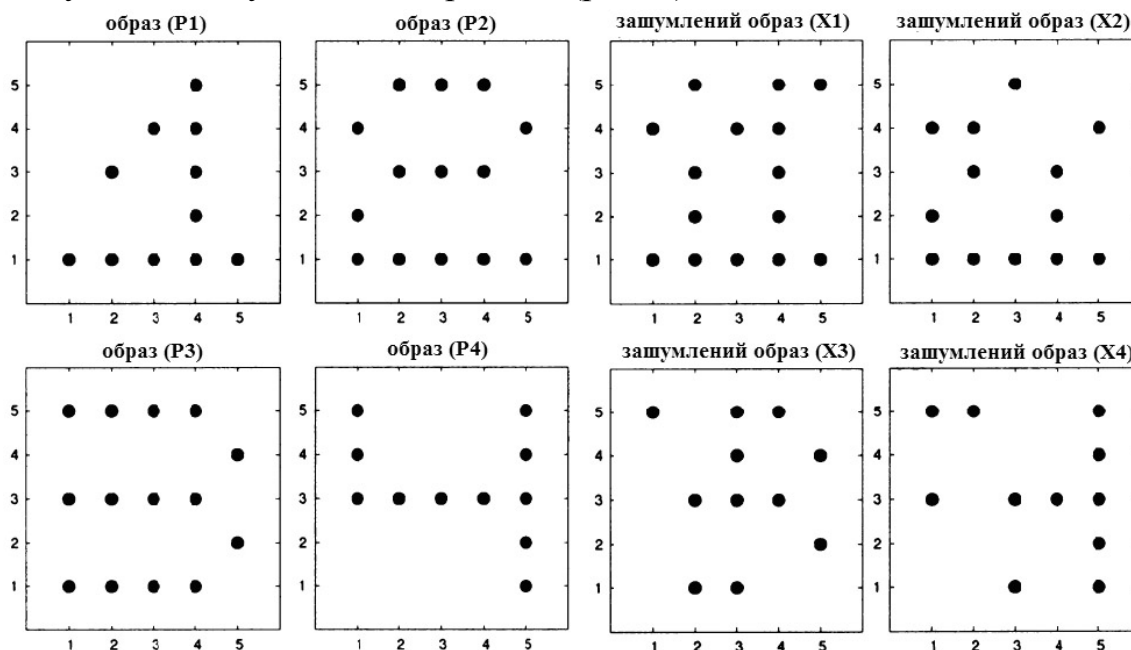


Рис. 2. Еталонні образи

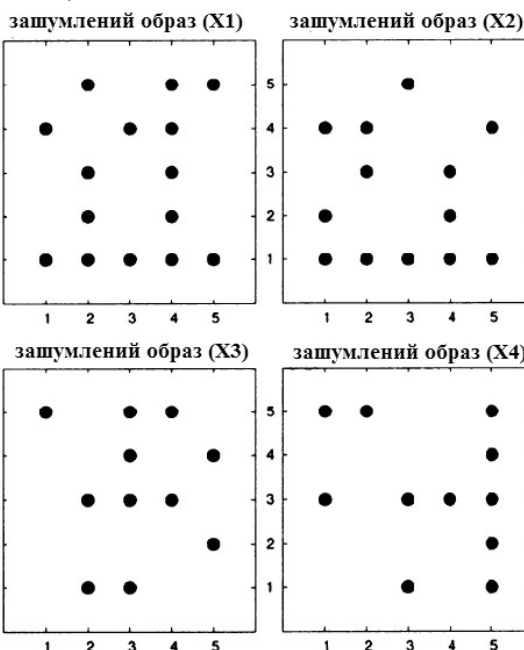


Рис. 3. Зашумлені образи

Усі зображення представлено у вигляді матриць розмірності 5×5 . Наприклад, матриця для образу P_1 має такий вигляд:

$$P_1 = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} & d_{14} & d_{15} \\ d_{21} & d_{22} & d_{23} & d_{24} & d_{25} \\ d_{31} & d_{32} & d_{33} & d_{34} & d_{35} \\ d_{41} & d_{42} & d_{43} & d_{44} & d_{45} \\ d_{51} & d_{52} & d_{53} & d_{54} & d_{55} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

де значення d_{ij} дорівнює 1, якщо точка у відповідній позиції зображення зафарбована, та – 1, якщо ні. Кожна матриця конвертується до векторного представлення, як приклад для образу P_1 :

$$P_1 = [d_{11}, \dots, d_{15}, d_{21}, \dots, d_{25}, d_{31}, \dots, d_{35}, d_{41}, \dots, d_{45}, d_{51}, \dots, d_{55}] \quad (2)$$

Еталонні образи позначаються векторами P_1, P_2, P_3, P_4 , зашумлені – X_1, X_2, X_3, X_4 відповідно.

Система розпізнавання містить два шари нейронної мережі – шар попереднього оброблення і шар WTA-мережі (рис. 4). Шар WTA-мережі складається із чотирьох нейронів: $v_1(t), v_2(t), v_3(t), v_4(t)$ – виходів мережі.

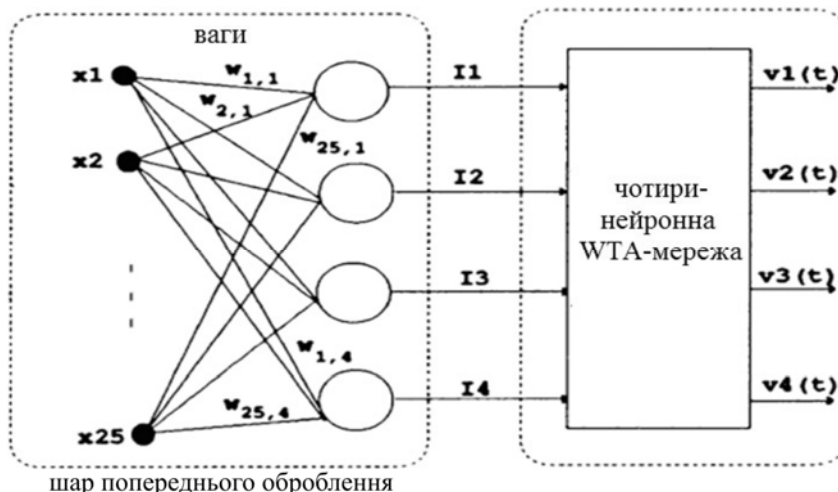


Рис. 4. Нейромережева система розпізнавання образів

Усі еталонні образи використовуються як ваги $w_{r,s}$ шару попереднього оброблення, які визначаються із такого співвідношення:

$$w_{r,s} = \frac{P_s}{2}, \quad (3)$$

де: r – індекс елемента вектора зображення, s – номер образу. Поріг нейронної мережі b_s задається так:

$$b_s = \frac{u}{2}, \quad (4)$$

де u – загальна кількість елементів у векторі зображення. У шарі попереднього оброблення обчислюється подібність зашумлених образів X_1, X_2, X_3, X_4 до кожного з еталонних образів за виразом

$$I_s = b_s + \sum_{r=1}^{25} x_r w_{r,s}, \quad (5)$$

де I_s прямо пропорційна подібності вхідного образу до еталонного і є вхідним сигналом для другого шару – WTA-мережі. WTA-мережа визначає найбільш подібний до вхідного еталонний образ. У [18] представлено схему такої мережі, побудованої на так званих одноелектронних транзисторах (рис. 5). Як можна побачити із наведеної схеми, збуджуючі або затримуючі сигнали від сусідніх нейронів надходять на основний вхідний сигнал I_i і два допоміжних входи $v_{i-1}(t)$ і $v_{i+1}(t)$.

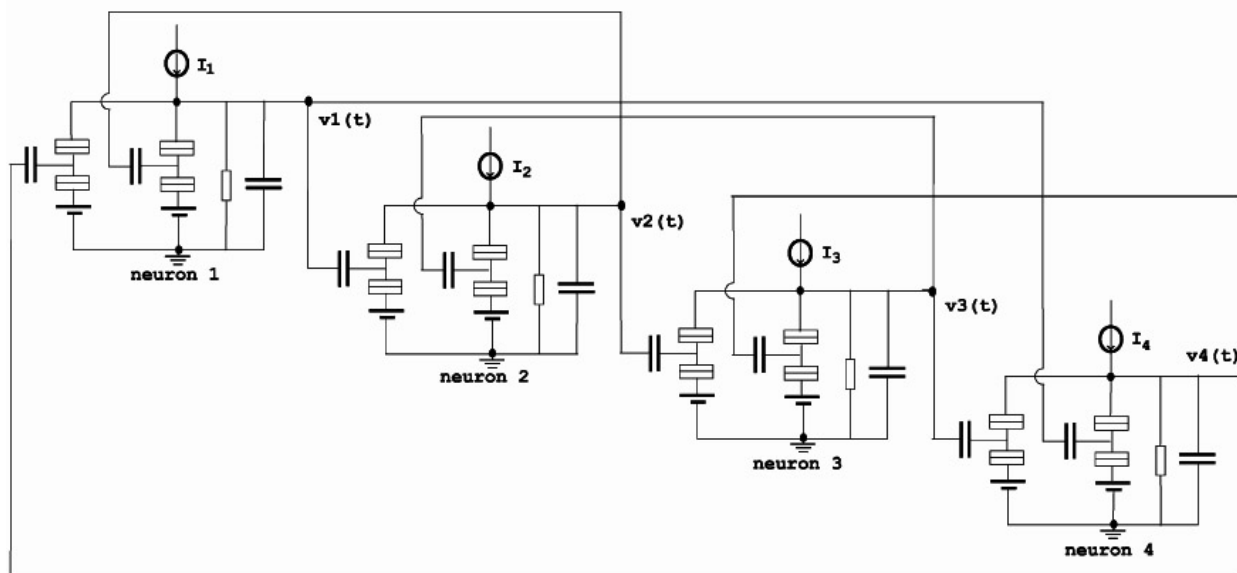


Рис. 5. WTA-мережа, побудована на основі так званих одноелектронних транзисторів із зовнішніми затримувальними зв'язками

В основу мережі покладено математичну модель, що описується диференціальним рівнянням виду [19]:

$$C \frac{dv_i}{dt} = -Gv_i + I_i - \sum_{i \neq j} h(v_i, v_j), \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (6)$$

де $G = 1/R$ – провідність резистора.

$$h(v_i, v_j) = \begin{cases} K[2(v_i + V_T)v_j - (v_i + V_T)^2], & v_j \geq 0, -V_T \leq v_i \leq v_j - V_T \\ Kv_j^2, & v_j \geq 0, v_i > v_j - V_T \\ 0, & \text{інакше,} \end{cases} \quad (7)$$

де: V_T – напруга джерела живлення, K – фізичний параметр, який визначається поверхнею провідника. Подаються необхідні умови існування точок рівноваги станів моделі. Результати моделювання показали, що WTA-шар мережі однозначно ідентифікує кожен із вхідних образів, що дає змогу використовувати запропоновану вище схему (рис. 5) як макроблоки у VLSI-схемах. Схема відзначається незначними затратами енергії і простотою апаратної реалізації, що дає можливість її застосування у разі розроблення нанопроцесорів [20, 21]. Мережа передбачає обмеження на вхідні сигнали. Ця WTA-мережа характерна тим, що під час оброблення кожного наступного набору сигналів потребує відновлення до початкового стану, а це вимагає додаткового апаратного забезпечення.

2.2. Сегментація зображень, отриманих за допомогою магнітно-резонансної томографії. Як відомо, магнітно-резонансна томографія – це томографічний метод дослідження внутрішніх органів і тканин з використанням фізичних властивостей ядерного магнітного резонансу. Метод ґрунтується на вимірюванні електромагнітного відгуку ядер атомів кисню на збудження їх певною комбінацією електромагнітних хвиль у постійному магнітному полі високої напруги. Магнітно-резонансна томографія дає змогу отримувати багатоконтрастні зображення (рис. 6) для автоматичної сегментації і класифікації ділянок внутрішніх тканин людини. Ці зображення можна аналізувати методами, що ґрунтуються на критерії визначення таких властивостей, як насиченість зображення або структура.

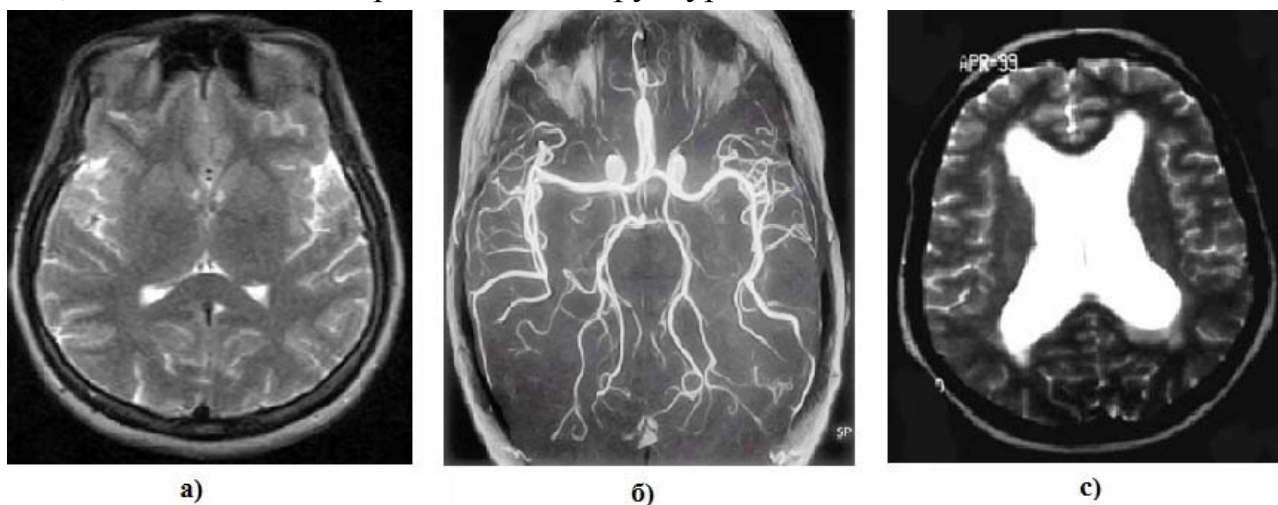


Рис. 6. Зображення головного мозку, отримані за допомогою магнітно-резонансної томографії

У [21] представлено схему сегментації магнітно-резонансних зображень, функціонування якої базується на мінімізації енергетичної функції, що задається так:

$$E = \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N T_{kl} V_k V_l - \sum_{k=1}^N I_k V_k, \quad (8)$$

де N – кількість нейронів, V_k – вихід k -го нейрона, I_k – елемент зміщення, T_{kl} – вага зв'язку між відповідними нейронами. Таким чином пропонується використання сегментованих ділянок зображення у системах автоматичного встановлення патологій внутрішніх органів людини. Використовуючи нейронну мережу Хопфілда [7], проводиться мінімізація енергетичної функції (8), що досягається внаслідок розв'язання такої системи рівнянь:

$$\frac{\partial U_i}{\partial t} = - \frac{\partial E}{\partial V_i} \quad (9)$$

де U_i – вхід i -го нейрона.

Задача сегментації полягає у виділенні N пікселів, кожен з яких задається P -вимірним вектором, та віднесенні їх до одного з M класів таким чином, щоб була мінімізована енергетична функція (8). Відстань між k -м пікселем та класом l обчислюють за співвідношенням:

$$R_{kl} = \left\| X_k - \overline{X}_l \right\|_{A_l^{-1}}, \quad (10)$$

де: X_k – P -вимірний вектор ознак k -го пікселя, A_l – позитивно визначена матриця ваг розмірності $P \times P$, $\overline{X}_l$ – P -вимірний вектор ознак пікселя, що знаходиться в центрі класу l , $\|X\|_A = X^T A X$. Тоді енергетична функція набуває вигляду:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \sum_{l=1}^N R_{kl} V_{lk}^2 \quad (11)$$

Динаміка станів нейронної мережі задається за допомогою такої системи рівнянь:

$$\frac{dU_{kl}}{dt} = -R_{kl} V_{kl} \quad (12)$$

де U_{kl} і V_{kl} – вхід і вихід k -го нейрона відповідно, $k = \overline{1, \dots, N}$. На основі такої мережі, в [21] будується мережа розмірності $N \times M$. Збіжність її станів досягається в разі виконання умови

$$\frac{dU}{dt} \approx 0. \quad (13)$$

Часова складність звичайного K -means алгоритму для розв'язання описаної задачі становить $O(NMP)$, при цьому складність даного нейромережевого алгоритму – $O(P + \log NM)$, що значно покращує швидкість функціонування таких систем сегментації. Робота алгоритму перевірялася на робастність на однопроцесорній машині і було зроблено висновок, що його паралельна реалізація в аналоговій базі на основі WTA-мережі при розв'язанні поставленої задачі є достатньо ефективною.

Оскільки енергетична функція (8) містить локальні мінімуми через складність поверхні, на якій вона визначена, то розв'язок даної задачі неоднозначний. У [21] показано, що стани використовуваної WTA-мережі є збіжними, однак питання скінченності часу збіжності не розглядається. Для гарантування локальної збіжності станів мережі значення коефіцієнтів підсилення активаційних функцій мережі повинні прямувати до безмежності. Останнє ускладнює схемотехнічну реалізацію в аналоговій елементній базі.

Висновки. Отже, ми розглянули суть задачі розпізнавання образів і кілька з наявних методів її розв'язання. Зокрема, коротко описали деякі методи розпізнавання образів, які ґрунтуються на використанні нейронних мереж визначення найбільших сигналів. Наведено основні переваги і обмеження таких методів. Розглянуто розв'язання задачі розпізнавання статичних зображень фіксованої розмірності за допомогою WTA-мережі, яка дає змогу отримати однозначний розв'язок задачі, відзначається незначними затратами енергії і простотою апаратної реалізації. Однак, під час оброблення кожного наступного набору сигналів мережа потребує відновлення до початкового стану, що потребує додаткових затрат часу і апаратного забезпечення. Мережа передбачає обмеження на вхідні сигнали.

Стисло описано отримання розв'язку задачі сегментації магнітно-резонансних зображень на основі нейронів, що визначають максимальні значення деякої енергетичної функції. Застосування нейронної мережі визначення максимальних сигналів для розв'язання такої задачі дає змогу підвищити швидкість функціонування таких систем сегментації, зокрема за допомогою паралельної реалізації WTA-мережі в аналоговій елементній базі. Залишаються невирішеними питання неоднозначності станів мережі, часу їх збіжності до встановлених режимів і адекватної схемотехнічної реалізації мережі.

На основі розглянутих підходів до розв'язання задач розпізнавання статичних зображень фіксованої розмірності і сегментації магнітно-резонансних зображень з допомогою WTA-мереж, можна зробити висновок, що наявні підходи передбачають необхідність відновлення станів мережі, що потребує додаткових апаратного забезпечення та затрат часу на таке відновлення. Однозначність розв'язання такої задачі не гарантується.

Література

1. **Neural** network systems, techniques and applications in pattern recognition : Research reports B1 / Laboratory of computational engineering Helsinki university of technology; J. Lampinen, J. Laaksonen. – Helsinki, 1997. – 61 p.
2. **Andrew H.C.** Introduction to Mathematical techniques in pattern recognition / H.C. Andrew. – New-York : Wiley, 1972. – 256 p.
3. **Chen C.H.** Statistical pattern recognition / C.H. Chen. – Washington : Hayden, 1973.
4. **Patrick E.A.** Fundamentals of pattern recognition / E.A. Patrick. – New Jersey: Prentice-Hall Engle-wood Cliffs, 1972. – 246 p.
5. **Fu K.S.** On syntactic pattern recognition / K.S. Fu, P.H. Swain. – New-York : Academic Press, 1971.
6. **Haykin S.** Neural networks: A comprehensive foundation / S. Haykin. – New-York : Macmillan, 1999. – 823 p. – ISBN 81-7808-300-0.
7. **Grossberg S.** Adaptive pattern recognition and universal recoding I: parallel development and recoding of neural detectors / S. Grossberg // Biological Cybernetics. – 1976. – Vol. 23. – P. 121-134.
8. **Kohonen T.** Self-organized formation of topologically correct feature maps / T. Kohonen // Biological Cybernetics. – 1982. – Vol. 43. – P. 59-69.
9. **Feldman J.A.** Connectionist models and their properties / J.A. Feldman, D.H. Ballard // Cognitive Science. – 1982. – Vol. 6. – P. 205-254.
10. **Suter B.W.** On a magnitude preserving iterative maxnet algorithm / B.W. Suter, M. Kabrisky // Neural Computation. – 1992. – Vol. 4. – P. 224-233.
11. **Kwan H.K.** One-layer feedforward neural network for fast maximum/minimum determination / H.K. Kwan // Electronics Letters. – 1992. – Vol. 28. – P. 1583-1585.
12. **Wang J.** Analogue winner-take-all neural networks for determining maximum and minimum signals / J. Wang // Int. J. Electronics. – 1994. – Vol. 77, № 3. – P. 355-367.
13. **Kaski S.** Winner-take-all networks for physiological models of competitive learning / S. Kaski, T. Kohonen // Neural Networks. – 1994. – Vol. 7, № 6. – P. 973-984.
14. **Тимошук П.В.** Основи теорії проектування нейронних мереж : навч. посібн. / П.В. Тимошук, М.В. Лобур. – Львів : Вид-во НУ "Львівська політехніка", 2007. – 328 с. – ISBN 978-966-553-627-7.
15. **Hopfield J.J.** Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons / J.J. Hopfield // Proc. Natl. Acad. Sci. – 1984. – Vol. 81. – P. 3088-3092.
16. **Vanderplaats G.N.** Numerical optimization techniques for engineering design / G.N. Vanderplaats. – New-York : McGraw-Hill, 1984.
17. **A comparison** of Hamming and Hopfield neural nets for pattern classification : Technical report TR-769 / Massachusetts insts of tech Lexington Lincoln laboratory; R.P. Lippmann, B. Gold, M.L. Malpass. – 1987. – P. 41. – ADA182255.
18. **Guimaraes J.G.** Single-electron winner-take-all network / J.G. Guimaraes, H. C. do Carmo, J. C. da Costa // Microelectronics Journal. – 2004. – Vol. 35. – P. 173-178.

19. Fang Y. Dynamics of a winner-take-all neural network / Y. Fang, M.A. Cohen, T.G. Kincaid // Neural Networks. – 1996. – Vol. 9. – P. 1141-1154.

20. Costa da J.C. Considerations about nanoelectronic GSI processors / J. C. da Costa, J. Hoekstra, M.J. Goossens, C. J.M. Verhoeven // Analog integrated circuits and signal processing. – 2000. – Vol. 24. – No. 1. – P. 59-71.

21. Hoekstra J. The application of neural networks for nanoelectronic circuits / J. Hoekstra, J. C. da Costa, M.J. Goossens, C. J.M. Verhoeven, A. H.M. Van Roermund // Proceedings of the international conference on neural networks and their applications. – 1998. – P. 27-30.

22. Amatur S.C. Optimization neural networks for the segmentation of magnetic resonance images / S.C. Amatur, D. Piraino, Y. Takefuji // IEEE Transactions on medical imaging. – 1992. – Vol. 11, № 2. – P. 215-220.

Степанюк С.И. Распознавание образов на основе аналоговых нейронных сетей определения максимальных сигналов

Рассмотрены некоторые подходы к решению задач распознавания образов на основе аналоговых WTA-мереж. В частности, приведено место WTA-мереж в распознавании статических изображений фиксированной размерности, сегментации изображений, полученных с помощью магнитно резонансной томографии. Исследовано преимущества и ограничения таких подходов, сформулированы открытые вопросы в этой области.

Ключевые слова: искусственная нейронная сеть, распознавание образов, сегментация изображений, энергетическая функция, математическая модель сети.

Stepanyuk S.I. Pattern recognition by analog neural networks of determining maximum signals

Some existing approaches of solving pattern recognition problems by analog winner-take-all networks are briefly considered in the paper. Particularly, a place of WTA-networks in recognition of fixed-dimensional static images and segmenting images obtained by magnetic resonance tomography is given. There are investigated advantages and limitations of such approaches. Open questions in this field are formulated.

Keywords: artificial neural network, pattern recognition, image segmentation, energy function, mathematic model.

УДК 004.330.322

Здобувач М.П. Тимошук – Одеський НТУ;

доц. П.В. Тимошук, д-р техн. наук – НУ "Львівська політехніка"

ІНФОРМАЦІЙНІ СИСТЕМИ І ТЕХНОЛОГІЇ В ІННОВАЦІЙНОМУ РОЗВИТКУ ПІДПРИЄМСТВ

Проаналізовано причини необхідності розроблення інформаційного забезпечення інноваційної діяльності. Розглянуто деякі особливості такого інформаційного забезпечення. Наведено показники, які можна використовувати для розрахунку ефективності науково-інформаційної діяльності. Формулюються актуальні напрямки досліджень в області інформаційних технологій інноваційної діяльності.

Ключові слова: інформаційна технологія, інноваційна діяльність, система підтримки, коефіцієнт ефективності, умовний економічний ефект.

Вступ. В інноваційному розвитку підприємств актуальною проблемою є створення інтегрованих систем інформаційного забезпечення, необхідних для підтримки перетворення нових корисних ідей у нові вдосконалені продукти (послуги, технології). Вагомий внесок у дослідження проблем інноваційної діяльності та її інформаційного забезпечення зробили такі вчені як Ю. Бажал, В. Геєць, Н. Гончарова, А. Пригожин, Б. Твісс, Й. Шумпетер та інші. Однак, стан інформаційного забезпечення інноваційної діяльності вітчизняних підприємств залишається на недостатньо високому рівні.