

АРХІТЕКТУРА ТА КОМПОНЕНТИ КОМП'ЮТЕРНИХ СИСТЕМ

УДК 004.032.026

П. Тимощук

Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра систем автоматизованого проектування

АНАЛОГОВА НЕЙРОННА СХЕМА ІДЕНТИФІКАЦІЇ НАЙБІЛЬШИХ ЗА ВЕЛИЧИНОЮ З МНОЖИНИ СИГНАЛІВ З НЕВІДОМОГО ДІАПАЗОНУ

© Тимощук П., 2015

Пропонується аналогова нейронна схема неперервного часу, придатна для ідентифікації K найбільших серед N невідомих сигналів, де $1 \leq K < N$, які можна розрізнити, із скінченними значеннями, розмішених у невідомому діапазоні. Модель схеми описано рівнянням стану і вихідним рівнянням. Відповідну структурно-функціональну схему наведено у вигляді N жорсткообмежувальних нейронів прямого поширення і двох нейронів зворотного поширення, що використовуються для визначення динамічного зсуву входів. Схема поєднує такі властивості, як висока точність і швидкодія, низька складність схемотехнічної реалізації і незалежність від початкових умов. Представлено приклад моделювання, який демонструє, що траєкторії змінної стану схеми є глобально стійкими і глобально збіжними до КWТА-режиму з довільних початкових умов.

Ключові слова: модель неперервного часу, аналогова нейронна схема, структурно-функціональна схема, жорстко обмежувальний нейрон прямого поширення, складність схемотехнічної реалізації, КWТА-режим.

A continuous-time analogue neural circuit which is capable of identifying the K largest of unknown finite value N distinct inputs, where $1 \leq K < N$, located in an unknown range is proposed. The circuit model is described by a state equation and by an output equation. A corresponding functional block diagram of the circuit is presented as N feed-forward hard-limiting neurons and two feedback neurons, which are used to determine the dynamic shift of inputs. The circuit combines such properties as high accuracy and speed, low hardware implementation complexity, and independency of initial conditions. Simulation example demonstrates that the circuit state variable trajectories are globally stable and globally convergent to the KWT operation from each initial value.

Key words: continuous-time model, analogue neural circuit, functional block diagram, feed-forward hard-limiting neuron, hardware implementation complexity, KWT operation.

1. Вступ

Схеми типу “K-winners-take all” (KWTA), як відомо, забезпечують вибір K найбільших з множини N входів, де $1 \leq K < N$ є позитивним цілим [1]. У частковому випадку, коли K дорівнює одиниці, KWTA-мережа є мережею типу “winner-takes-all” (WTA), що вибирає максимальний серед N входів [2, 3].

KWTA-нейронні мережі мають різноманітні застосування, зокрема, в обробці даних і сигналів, у прийнятті рішень, для розпізнавання образів, у конкуруючому навчанні і сортуванні [4–6]. KWTA-мережі використовуються у телекомунікаціях [7] і візуальних системах [8], для

розв'язання задач фільтрування [9], декодування [10], обробки зображень [11], кластеризації [12] і класифікації [13, 14]. КВТА-процеси застосовують у машинному навчанні, навігації мобільних роботів, для видобування ознак [15], [16]. КВТА-механізми використовують для моделювання пізнавальних феноменів і нейронних мереж, які формують сигнали у формі спалахів [17, 18].

Порівняно з цифровими аналогами, КВТА-нейронні мережі неперервного часу, реалізовані в аналоговому апаратному забезпеченні, можуть мати вищу швидкість, бути компактнішими і ефективними за потужністю [19]. Для розв'язання КВТА-задачі було запропоновано багато різних аналогових нейронних мереж [1, 5, 20–22]. Зокрема модель неперервного часу КВТА-нейронної схеми, придатна до вибору K найбільших серед N невідомих входів, де $1 \leq K < N$, розміщених у визначеному діапазоні зміни, було наведено в [21]. Функціонування моделі залежить від початкових умов змінної стану. Було отримано і змодельовано модифікацію цієї схеми [23]. На відміну від попередньої, модифікована схема є незалежною від початкових умов і використовує спрощену різницеву функцію. Комп'ютерне моделювання показує, що швидкість збіжності станів схеми до КВТА-режиму є близькою до такої швидкості однієї з найшвидших аналогових КВТА-нейронних мереж типу Хопфілда, тоді як обчислювальна складність і складність схемотехнічної реалізації схеми є нижчою, ніж така складність цієї мережі. Складність схемотехнічної реалізації схеми є близькою до такої складності однієї з найпростіших КВТА-мереж неперервного часу, однак час збіжності станів схеми до КВТА-режиму є нижчим, ніж такий час такої мережі. В [24] було запропоновано модель схеми дискретного часу і відповідну цифрову структурно-функціональну нейронну схему.

Описано узагальнену модель аналогової КВТА-нейронної схеми неперервного часу і відповідну структурно-функціональну схему. На відміну від попередніх версій, запропонованих у [21, 23], схема придатна до вибору K найбільших серед N невідомих входних сигналів, де $1 \leq K < N$, розміщених у невідомому діапазоні їх зміни. Схема описується диференціальним рівнянням з розривною правою частиною і вихідним рівнянням. Результати комп'ютерного моделювання свідчать про те, що траєкторії змінної стану схеми є глобально стійкими і глобально збіжними до КВТА-режиму з будь-яких початкових значень.

2. Модель неперервного часу схеми

Узагальнимо модель неперервного часу аналогової КВТА-нейронної схеми, описаної в [23], на випадок ідентифікації K максимальних серед N невідомих сигналів, де $1 \leq K < N$, розміщених у невідомому діапазоні. Покладемо, що існує вхідний вектор $\mathbf{a} = (a_{n_1}, a_{n_2}, \dots, a_{n_N})^T \in \mathfrak{R}^n$, $1 < N < \infty$ з невідомими елементами зі скінченними значеннями, ці входи є такими, що їх можна розрізняти і вони можуть бути впорядковані у спадному порядку за величиною, задовольняючи нерівності

$$\infty > a_{n_1} > a_{n_2} > \dots > a_{n_N} > -\infty, \quad (1)$$

де n_1, n_2, \dots, n_N – невідомі величини першого найбільшого входу, другого найбільшого входу і т. д. аж до N -го найбільшого входу включно. Спроєкуємо модель неперервного часу аналогової нейронної схеми, яка повинна ідентифікувати K найбільших з цих входів, які називаються переможцями. Отримана модель повинна обробляти вхідний вектор \mathbf{a} так, щоб після скінченного часу збіжності отримувався такий вихідний вектор $\mathbf{b} = (b_{n_1}, b_{n_2}, \dots, b_{n_N})^T$, який задовольняє таку КВТА-властивість:

$$b_{n_i} > 0, i = 1, 2, \dots, K; \quad b_{n_j} < 0, j = K + 1, K + 2, \dots, N. \quad (2)$$

Покладемо, що виходи моделі представляються у вигляді:

$$\begin{aligned} b_{n_i} &= a_{n_i} - x > 0, i = 1, 2, \dots, K; \\ b_{n_j} &= a_{n_j} - x < 0, j = K + 1, K + 2, \dots, N, \end{aligned} \quad (3)$$

де x – скалярний динамічний зсув входів [21].

Опишемо модель проєктованої КВТА-нейронної схеми таким рівнянням стану:

$$dx/dt = a(|x| + p) \left(\sum_{k=1}^N S_k(x) - K \right), \quad (4)$$

і вихідним рівнянням

$$b_{n_k} = a_{n_k} - x, k = 1, 2, \dots, N, \quad (5)$$

де

$$R(x) = \sum_{k=1}^N S_k(x) - K \quad (6)$$

– різницева функція,

$$S_k(x) = \begin{cases} 1, & \text{if } a_{n_k} - x > 0; \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

– ступінчаста функція, $\sum_{k=1}^N S_k(x)$ – кількість позитивних виходів моделі; a – коефіцієнт, який можна використовувати для керування швидкістю збіжності траєкторій змінної стану моделі до КВТА-режиму; p – постійний параметр; $-\infty < x_0 < \infty$ – початкова умова. Рівняння стану (4) також можна подати у такому вигляді:

$$dx/dt = g(|x| + c) \operatorname{sgn}(R(x)), \quad (8)$$

де

$$\operatorname{sgn}(R(x)) = \begin{cases} 1, & \text{if } R(x) > 0; \\ 0, & \text{if } R(x) = 0; \\ -1, & \text{if } R(x) < 0 \end{cases} \quad (9)$$

– знакова (жорсткообмежувальна) функція; g – коефіцієнт підсилення; c – постійний параметр.

3. Аналогова структурно-функціональна схема

Структурно-функціональну схему узагальненої КВТА-нейронної схеми, отриманої на основі моделі, що описується рівнянням стану (4) і вихідним рівнянням (5), показано на рис. 1. Схема містить входи a_1, a_2, \dots, a_N , суматори \sum , інтегратор I з коефіцієнтом підсилення a , зовнішні джерела постійних сигналів K, x_0, p , блоки S_1, S_2, \dots, S_N ступінчастих функцій $S_k(x)$, $k=1, 2, 3, \dots, N$, виходи b_1, b_2, \dots, b_N , блок перемноження \times і блок функції модуля Abs . Зазначимо, що виходи блоків S_1, S_2, \dots, S_N можна використовувати як виходи схеми. Однак, у цьому випадку будуть ідентифікуватись лише K переможців з-поміж N входів. Інформації стосовно впорядкування входів за величиною, корисної для певних застосувань, отримуватись не буде [25].

Отже, щодо складності схемотехнічної реалізації в аналоговій елементній базі схема з рис. 1 містить $N+2$ суматорів, N перемикачів, один інтегратор, один помножувач, один блок видобування абсолютного значення Abs і три джерела постійних сигналів (або два джерела постійних сигналів, якщо $x_0 = 0$). Зазначимо, що блок Abs можна реалізувати, наприклад, за допомогою перемикача та інвертора. Тому цю схему можна реалізувати у сучасному апаратному забезпеченні, використовуючи такі електронні компоненти, як аналогові суматори, помножувач, інвертор, перемикачі, інтегратор і джерела постійних напруги або струму. Попередня модель неперервного часу аналогової КВТА-нейронної схеми, описаної в [23], потребує $N+2$ суматорів, $N+2$ перемикачів, одного інтегратора і чотирьох джерел постійних сигналів (або трьох джерел постійних сигналів, якщо $x_0 = 0$). Реалізація однієї з найпростіших КВТА-мереж з однією змінною стану і ступінчастою активаційною функцією Хевісайда, наведеної в [20], вимагає $N+1$ суматорів, N перемикачів, одного інтегратора і одного джерела постійних сигналів. Отже, складність схемотехнічної реалізації схеми, описаної рівнянням стану (4) і вихідним рівнянням (5), є близькою до такої складності цих аналогів.

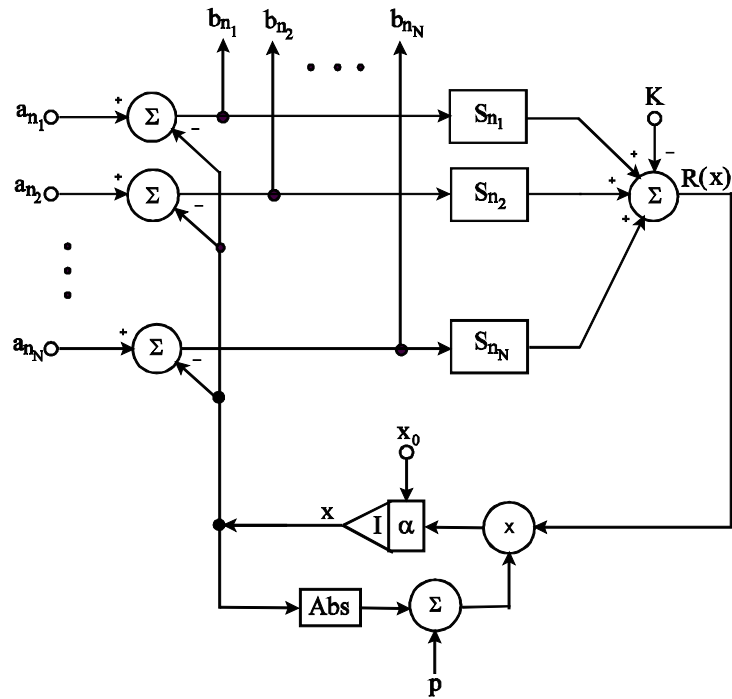


Рис. 1. Архітектура KWTANейронної схеми, що описується рівнянням стану (4) і вихідним рівнянням (5)

Роздільна здатність схеми є теоретично необмеженою і не залежить від значень її параметрів. Оскільки схема спроможна коректно обробляти входи довільних значень, які можна розрізняти, її роздільна здатність є такою самою, як і в інших нейронних мережах з такою самою властивістю [1, 20, 21, 23].

Оскільки ця схема здатна коректно функціонувати з довільною початковою умовою $-\infty < x_0 < \infty$, вона для повторної обробки вхідних множин не потребує ні періодичного відновлення, ні відповідної аналогової керуючої схеми, ні витрачання додаткового часу на обробку. Це спрощує апаратне забезпечення і зменшує час збіжності до KWTANейронного режиму.

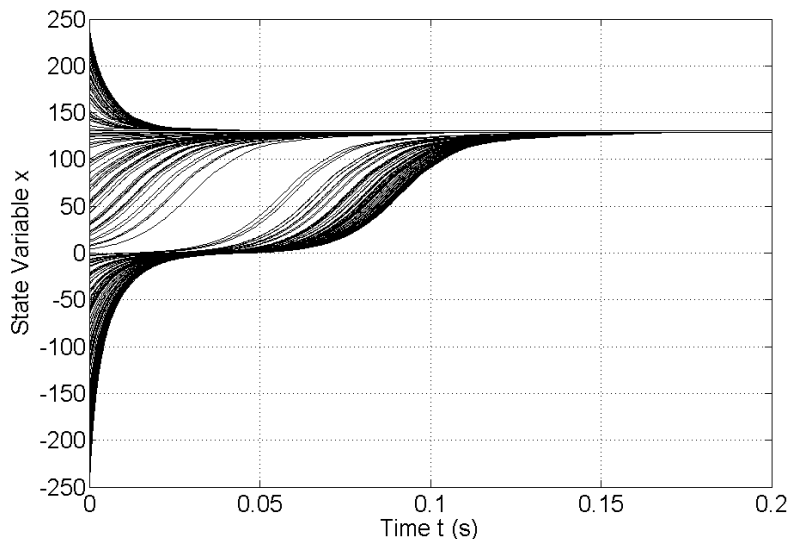


Рис. 2. Траєкторія збіжності змінної стану x моделі (4), (5) KWTANейронної схеми з входами a_{n_k} , $k=1,2,3,\dots,N$, однорідно розподіленими на інтервалі $[-250,250]$,

де $N=400$, $K=100$, $a=10^6$, що стартує з 200 однорідно розподілених випадкових початкових значень $x_0 \in [-250,250]$

4. Результати комп'ютерного моделювання

Розглянемо приклад з відповідним комп'ютерним моделюванням, який ілюструє ефективність описаної аналогової КВТА-нейронної схеми.

Приклад. Задамо 200 однорідно розподілених випадкових початкових значень $x_0 \in [-250, 250]$, входи a_{nk} , $k=1, 2, 3, \dots, N$, однорідно розподілені на інтервалі $[-250, 250]$ для $N=400$, $K=100$, $a = 10^6$ і $p=1$. Використаємо 1.81 ГГц ПК і розв'язувач нежорстких диференційних рівнянь Адамса-Башфорта-Мултона змінного порядку ODE113 з відносною і абсолютною похибками, що дорівнюють 10^{-5} . На рис. 2 у нормалізованих одиницях представлено перехідну динаміку змінної стану. Траєкторії змінної стану є глобально стабільними і глобально збіжними до КВТА-режиму з довільних початкових умов.

5. Висновки

Наведено математичну модель неперервного часу і відповідну структурно-функціональну схему аналогової нейронної схеми типу "K-winners-take-all neural circuit". На відміну до попередньої схеми, запропонована КВТА-нейронна схема є придатною для вибору K максимальних серед N невідомих вхідних сигналів, де $1 \leq K < N$, які можна розрізнити, розміщених у невідомому діапазоні. Складність схемотехнічної реалізації описаної КВТА-схеми є близькою до такої складності інших близьких аналогів. Комп'ютерне моделювання показує, що стани схеми є глобально стійкими і глобально збіжними до КВТА-режиму з довільних початкових умов.

1. E. Majani, R. Erlanson, and Y. Abu-Mostafa, "On the k-winners-take-all network", In *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 1, D. S. Touretzky, Ed. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1989, pp. 634–642. 2. R. P. Lippmann, "An introduction to computing with neural nets", *IEEE Acoustics, Speech and Signal Processing Magazine*, vol. 3, no. 4, pp. 4–22, Apr. 1987. 3. P. Tymoshchuk and E. Kaszkurewicz, "A Winner-take-all circuit based on second order Hopfield neural networks as building blocks", in *Proc. IEEE Int. Joint Conf. Neural Networks*, Portland OR, vol. 2, 2003, pp. 891–896. 4. M. Atkins, "Sorting by Hopfield nets", in *Proc. IEEE Int. Joint Conf. Neural Networks*, Washington DC, vol. 2, 1989, pp. 65–68. 5. K. Urahama and T. Nagao, "K-winners-take-all circuit with $O(N)$ complexity", *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 6, pp. 776–778, May 1995. 6. T. M. Kwon and M. Zervakis, "KWTA networks and their applications". *Multidimensional Syst. and Signal Processing*, vol. 6, pp. 333–346, Apr. 1995. 7. L. N. Binh and H. C. Chong, "A neural-network contention controller for packet switching networks", *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 6, no. 6, pp. 1402–1410, Nov. 1995. 8. L. Itti, C. Koch, and E. Niebur, "A model of saliency-based visual attention for rapid scene analysis", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 11, pp. 1254–1259, Nov. 1998. 9. U. Cilingiroglu and T. L. E. Dake, "Rank-order filter design with a sampled-analog multiple-winners-take-all core", *IEEE J. Solid-State Circuits*, vol. 37, no. 2, pp. 978–984, Aug. 2002. 10. R. Erlanson and Y. Abu-Mostafa, "Analog neural networks as decoders", In *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 1, D. S. Touretzky, Ed. San Francisco, FL: Morgan Kaufmann, 1991, pp. 585–588. 11. A. Fish, D. Akselrod, and O. Yadid-Pecht, "High precision image centroid computation via an adaptive k-winner-take-all circuit in conjunction with a dynamic element matching algorithm for star tracking applications", *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, vol. 39, pp. 251–266, June 2004. 12. B. J. Jain and F. Wysotzki, "Central clustering of attributed graphs", *Machine Learning*, vol. 56, pp. 169–207, July 2004. 13. S. Chartier, G. Giguere, D. Langlois, and R. Sioufi, "Bidirectional associative memories, self-organizing maps and k-winners-take-all; uniting feature extraction and topological principles", in *Proc. IEEE Int. Joint Conf. Neural Networks*, Atlanta GA, 2009, pp. 503–510. 14. B. G. Jain and F. Wysotzki, "A k-winner-takes-all classifier for structured data", in *Proc. 26th Int. Conf. AI LNAI 2821*, Hamburg, 2003, pp. 342–354. 15. S. Liu and J. Wang, "A simplified dual neural network for quadratic programming with its KWTA application", *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 17, no. 6, pp. 1500–1510, Nov. 2006. 16. G. N. DeSouza and A. C. Zak, "Vision for mobile robot navigation: a survey", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 2, pp. 237–267, Feb. 2002.

17. R. C. O'Reilly and Y. Munakata, *Computational explorations in cognitive neuroscience: understanding the mind by simulating the brain*. Cambridge, MA: MIT Press, 2000. 18. A. Lazar, G. Pipa, and J. Triesch, *Fading memory and time series prediction in recurrent networks with different forms of plasticity*. *Neural Networks*, vol. 20, no. 3, pp. 312–322, Apr. 2007. 19. A. Cichocki and R. Unbehauen, *Neural Networks for Optimization and Signal Processing*. Chichester: Wiley, 1993. 20. J. Wang, "Analysis and design of a k -winners-take-all model with a single state variable and the Heaviside step activation function", *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 21, no. 9, pp. 1496–1506, Sept. 2010. 21. P. V. Tymoshchuk, "A dynamic K -winners take all analog neural circuit," in *Proc. IVth IEEE Int. Conf. Perspective technologies and methods in MEMS design, L'viv, 2008*, pp. 13–18. 22. Q. Liu and J. Wang, "Two k -winners-take-all networks with discontinuous activation functions", *Neural Networks*, vol. 21, pp. 406–413, Mar. – Apr. 2008. 23. Тимощук П. Аналогова структурно-функціональна нейронна схема визначення максимальних сигналів // *Комп'ютерні науки та інформаційні технології*. – 2012. – № 744. – С. 10–17. (*Вісн. Нац. ун-ту "Львівська політехніка"*). 24. Тимощук П. Математична модель нейронної схеми типу "K-Winners-Take-All" обробки дискретизованих сигналів // *Вісн. Нац. ун-ту "Львівська політехніка"* "Комп'ютерні системи проектування. Теорія і практика". – 2010. – № 685. – С. 45–50 (). 25. B. D. Calvert and C. A. Marinov, "Another K -winners-take-all analog neural network", *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 4, no. 1, pp. 829–838, Jul. 2000.

UDC 004.032.26

I. Perova, Ye. Bodyanskiy
Kharkiv National University of Radio Electronics

ADAPTIVE FUZZY CLUSTERING BASED ON MANHATTAN METRICS IN MEDICAL AND BIOLOGICAL APPLICATIONS

© Perova I., Bodyanskiy Ye., 2015

Розглянуто алгоритм нечіткої кластеризації даних за наявності аномальних спостережень. Запропонований рекурсивний алгоритм нечіткої кластеризації даних ґрунтується на використанні манхеттенської метрики, що забезпечує високу швидкість обробки інформації та просту обчислювальну реалізацію. Результат апробації на даних медико-біологічних досліджень підтверджує ефективність запропонованого підходу.

Ключові слова: алгоритм нечіткої кластеризації, манхеттенська метрика, функція Лагранжа.

The problem of fuzzy clustering on the basis of the probabilistic fuzzy approach under the presence of outliers in data is considered. Recursive fuzzy clustering algorithm is proposed, which optimizes the objective function based on Manhattan metrics provides high speed of information processing and simple computational realization. The results of real data clustering confirm the effectiveness of proposed approach in medical data mining tasks.

Key words: fuzzy clustering algorithm, Manhattan metrics, Lagrange function

Introduction

Clustering and classification of datasets of different nature are now key problems of data mining, and effective solving of this tasks is important for knowledge acquisition by analysis of observations.

Generally, cluster analysis is algorithmic basis of data classification by means of separation of the available data into a number of classes (clusters) without a priori defined membership of any observation sample to one of the class (unsupervised learning). In the traditional (crisp) approach it is assumed that every observation belongs to only one class. The k -means algorithm [1] and the nearest-neighbor rule [2] are most popular examples of this approach. It is much more natural to assume that every observation may