

АНАЛІЗ ФУНКЦІОНУВАННЯ МОДЕЛІ НЕЙРОННОЇ СХЕМИ “K-WINNERS-TAKE-ALL” ОБРОБКИ ДИСКРЕТИЗОВАНИХ СИГНАЛІВ

© Тимощук П., 2010

Описано модель нейронної схеми типу “K-winners-take-all” (KWTA), призначеної для ідентифікації K максимальних серед N дискретизованих сигналів, де $1 \leq K < N$. Здійснюється порівняльний аналіз функціонування моделі і найвідоміших аналогів. Наведено відповідні результати комп’ютерного моделювання.

Ключові слова: математична модель, нейронна схема, ідентифікація, дискретизований сигнал, аналіз функціонування, комп’ютерне моделювання.

The model of K-winners-take-all (KWTA) neural circuit of discrete-time that can identify K maximal from N signals, where $1 \leq K < N$ is described. A functioning comparative analysis of the model and most known analogs is fulfilled. Corresponding computer simulation results are given.

Keywords: mathematical model, neural circuit, identification, sampled signal, performance analysis, computer simulation.

Вступ. Як відомо, штучні нейронні мережі можуть описуватись математичними моделями у вигляді диференційних рівнянь. Однак такі рівняння містять специфічні трансцендентні та розривні нелінійності (сигмоїдні, жорстко-обмежувальні, з насиченням, жорстко-обмежувальні з гістерезисом, компараторні, з квадратичними функціями, з абсолютною величиною тощо.). Тому математичні моделі нейронних мереж загалом можуть мати форму диференційних рівнянь з розривними правими частинами. Вирішення проблеми створення нейронних мереж ґрунтується на визначенні структури та параметрів їх математичних моделей. Структура моделей традиційно вибирається апріорі шляхом модифікації існуючих структур або ж розробляється нова структура. Параметри визначаються за допомогою аналітичних, чисельно-аналітичних або чисельних методів [2]. Нейронні мережі типу “K-winners-take-all” (KWTA-мережі) здійснюють вибір K серед N елементів, де $1 \leq K < N$, з більшими значеннями активаційних функцій, ніж у решти $N - K$ елементів. Коли K дорівнює одиниці, KWTA-мережа є мережею типу “Winner-takes-all” (WTA-мережею), яка може розрізнити нейрон з максимальною активацією [5, 10, 11].

Огляд літературних джерел. Вибір K найбільших елементів з множини даних N дійсних чисел є ключовою задачею мереж прийняття рішень, розпізнавання образів, пов’язаних пам’ятей і конкуруючого навчання [12, 15]. Задачі такого типу природно зустрічаються під час розв’язання задач класифікації і застосовуються для розроблення класифікаційних нейронних мереж, для розв’язання задач розпізнавання і класифікації зразків [4]. KWTA-мережі застосовуються у телекомунікаціях, особливо для керування пакетними перемикачами даних [1]. KWTA-механізми мають важливі застосування у машинному навчанні, зокрема, під час розв’язання задач класифікації k найближчих об’єктів, кластеризації k значень тощо [3, 6].

Існують різні нейронні мережі, призначені для ідентифікації найбільших сигналів, які можуть бути об’єднані у дві групи. До першої групи належать мережі типу Хопфілда [2]. Такі мережі не забезпечують однозначності станів, а тому їх вихідні сигнали можуть набувати некоректних значень або ж для отримання коректних вихідних сигналів параметри мереж повинні задовольняти

багатьом обмеженням. Мережі потребують наявності усіх затримувальних взаємозв'язків, а тому з погляду схемної реалізації вони відзначаються надлишковою складністю. Для обробки наступної множини вхідних сигналів після попередньої множини мережі потребують додаткового режиму відновлення. Реалізація такого режиму відновлення пов'язана з необхідністю додаткового апаратного забезпечення і часу для виконання процедури відновлення, що підвищує складність таких мереж і знижує швидкість обробки сигналів [5, 9].

Друга група об'єднує нейронні мережі, які ґрунтуються на аналогових компараторах, як, наприклад, так звана "feed forward" мережа типу "binary tree" [5]. Для зменшення кількості вузлів така мережа побудована на основі субмереж, розміщених у вигляді багат шарової структури "binary tree". Оскільки мережа реалізується на основі компараторів, вона має обмежену точність обробки реальних сигналів, оскільки компаратор, який не має зворотного зв'язку, є чутливим до змін температури довкілля і на практиці відзначається обмеженою точністю обробки неточно заданих сигналів. Швидкість збіжності вихідних сигналів нейронних мереж, побудованих на компараторах високої точності, є низькою. З іншого боку, високошвидкісні компаратори характеризуються незначною роздільною здатністю вхідних сигналів [5].

В роботі описано математичну модель нейронної схеми типу "K-winners-take-all", призначеної для обробки дискретизованих сигналів. Ідентифікація максимальних сигналів на основі такої моделі здійснюється за допомогою динамічного зсування вхідних сигналів. Наведено порівняльний аналіз функціонування моделі і найвідоміших аналогів. Модель відрізняється простотою, незалежністю від початкових значень вхідних сигналів, високою швидкістю обробки сигналів, здатністю обробляти будь-які нерівні між собою сигнали із скінченними значеннями.

Постановка задачі. Нехай задано N дійсних чисел від a_1 до a_N , $N > 1$, тобто a_1, a_2, \dots, a_N , як миттєвих значень вхідних сигналів і необхідно вибрати K найбільших з них, де $1 \leq K < N$ – ненегативне ціле. Припустимо, що задані числа розподілені у відомому діапазоні $a \in (A_{\min}, A_{\max})$. Покладемо, що ці числа не рівні між собою (відрізняються між собою за значеннями) і впорядковані у спадному за величиною порядку в такий спосіб, що задовольняються нерівності

$$a_1 > a_2 > \mathbf{L} > a_N, \quad (1)$$

де індекси $1, 2, \mathbf{L}, N$ загалом можуть відрізнятися від оригінальних номерів входів, означаючи, що компоненти вектора $a = [a_1, \mathbf{L}, a_N]$ – впорядковані.

Необхідно побудувати і проаналізувати математичну модель нейронної схеми, яка обробляє вхідний вектор дискретизованих сигналів в такий спосіб, що після скінченної кількості ітерацій отримуються вихідні сигнали схеми $b = [b_1, \mathbf{L}, b_N]$, які задовольняють нерівності

$$b_i > 0, i \in 1, 2, \mathbf{L}, K; b_j < 0, j \in K+1, K+2, \mathbf{L}, N. \quad (2)$$

Нерівності (2) виражають КВТА-властивість, тобто що саме вихідні сигнали від b_1 до b_K "виграють" конкуренцію, і той факт, що тільки вони є позитивними компонентами вектора b , свідчить про те, що вхідні сигнали від a_1 до a_K є K найбільшими компонентами вектора a .

Результати дослідження. Виконаємо попередню обробку заданого вектора вхідних сигналів, віднявши від усіх його компонентів значення A_{\min} , в результаті чого отримаємо додаткові сигнали:

$$c_1 > c_2 > \mathbf{L} > c_N, \quad (3)$$

де $c_n = a_n - A_{\min}$, $n = 1, 2, \dots, N$. Неважко побачити, що сигнали (3) знаходяться у діапазоні $(0, A)$, де $A = A_{\max} - A_{\min} > 0$, тобто $c \in (0, A)$, де $c = [c_1, c_2, \dots, c_N]$. Оскільки вхідні сигнали (1) не рівні між собою і розподілені у відомому діапазоні, тому сигнали (3) також різні і обмежені в діапазоні $(0, A)$. Отже, для будь-яких $1 \leq K < N$ існують такі значення $x \in \mathfrak{X}$, які задовольняють нерівності:

$$c_i > x, i \in 1, 2, \mathbf{L}, K; c_j < x, j \in K+1, K+2, \mathbf{L}, N. \quad (4)$$

Віднімання x від (4) дає

$$c_i - x > 0, i \in 1, 2, \mathbf{L}, K; c_j - x < 0, j \in K + 1, K + 2, \mathbf{L}, N. \quad (5)$$

Як можна побачити з (5), сигнали $c_n - x$, де $n = 1, 2, \dots, N$, мають КВТА-властивість. Тому такі сигнали можуть бути використані як вихідні сигнали моделі КВТА-нейронної схеми, тобто можна записати рівності

$$b_i = c_i - x, i \in 1, 2, \mathbf{L}, K; b_j = c_j - x, j \in K + 1, K + 2, \mathbf{L}, N. \quad (6)$$

Для побудови моделі КВТА-нейронної схеми необхідно розробити процедуру знаходження значення скалярного динамічного зсуву вхідних сигналів x , який задовольняє нерівності (4). Використаємо для цього вимогу, що такий зсув у встановленому режимі повинен знаходитись у діапазоні $(0, A)$. Спроектуємо траєкторію дискретного часу $x^{(k)}$, де $k = 1, 2, \dots, m$ – кількість ітерацій до досягнення встановленого режиму, яка може перетнути увесь діапазон $(0, A)$. Нехай така траєкторія буде розв'язком відповідного різницевого рівняння $x^{(k+1)} = \varphi(x^{(k)})$ з початковою умовою $x^{(1)}$, де $\varphi(x^{(k)})$ – певна функція, яка повинна бути визначена. Припустимо, що у деякий момент дискретного часу $t^{(m)}$ змінна $x^{(k)}$ приймає у встановленому режимі значення $x^{(k)} = x^{(m)}$, яке задовольняє нерівності (4). Для зупинки обчислювального процесу у момент $t^{(m)}$ визначимо наступну умову, яка керує кількістю переможців і переможених у кожній дискретній часовій точці протягом обчислювального процесу:

$$R(x^{(k)}) = 2K - N - \sum_{n=1}^N \text{sgn}(b_n^{(k)}), \quad (7)$$

де $R(x^{(k)})$ – k -те дискретне значення нев'язки; $b_n^{(k)} = c_n - x^{(k)}$ – значення n -го вихідного сигналу моделі на k -й ітерації:

$$\text{sgn}(b_n^{(k)}) = \begin{cases} 1, & \text{if } b_n^{(k)} > 0; \\ 0, & \text{if } b_n^{(k)} = 0; \\ -1, & \text{if } b_n^{(k)} < 0 \end{cases} \quad (8)$$

– сигнум-(жорсткообмежувальна) функція; $\sum_{n=1}^N \text{sgn}(b_n^{(k)})$ – різниця між дійсними кількостями переможців і переможених. Сигнум-функція виконує порівняння між k -м дискретним значенням n -го вихідного сигналу $b_n^{(k)}$ і нулем. Якщо $b_n^{(k)} > 0$, тоді n -на сигнум-функція забезпечує вихідний сигнал $\text{sgn}(b_n^{(k)}) = 1$, якщо $b_n^{(k)} = 0$, тоді вихідний сигнал n -ї сигнум-функції $\text{sgn}(b_n^{(k)}) = 0$, інакше $\text{sgn}(b_n^{(k)}) = -1$.

Визначатимемо динамічний зсув $x^{(k)}$ за допомогою такого рекурсивного алгоритму:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} - A\Delta x^{(k)}, \quad (9)$$

де $\Delta x^{(k)} = \text{sgn}(R(x^{(k)}))\alpha^k$; α – параметр, який гарантує збіжність алгоритму до КВТА-розв'язку; $0 \leq x^{(1)} \leq A$ – початкова умова; m – число ітерацій до досягнення збіжності пошуковим процесом встановленого режиму.

Для гарантування того, що модель, яка описується різницеvim рівнянням (9) і рівностями (6), буде знаходити K переможців, повинні задовольнятися нерівності $A\alpha^m < c_K - c_{K+1}$. Взявши логарифм від останньої нерівності за основою α для $0.5 < \alpha < 1$, можна отримати наступну нижню границю для кількості ітерацій траєкторій розв'язків рівняння (9) для досягнення збіжності:

$$m > \log_{\alpha} \frac{c_K - c_{K+1}}{A}. \quad (10)$$

Права частина рівності (10) є скінченною для кожного $c_k - c_{k+1} \neq 0$, тобто для кожного вхідного сигналу, який можна розрізнити. Як випливає з (10), алгоритм, що описується різницеvim рівнянням (9) і рівностями (6), має логарифмічну швидкість збіжності.

Як можна побачити, порівняно з іншими аналогами модель, що описується диференційним рівнянням (9) і рівностями (6), є простою, незалежною від початкових значень вхідних сигналів, придатною для обробки будь-яких нерівних між собою сигналів із скінченними значеннями [3, 5, 6] – [9, 12–15].

Виконаємо за допомогою комп'ютерного моделювання порівняльний аналіз функціонування найвідоміших KWTА-мереж, зокрема MAXNET, ІАКWTА, СНКWTА, DTKWTА-мереж [5, 14] і описаної вище моделі KWTА-нейронної схеми, призначеної для обробки дискретизованих сигналів (DTDKWTА-нейронної схеми). Нехай без втрати загальності вхідні сигнали являють собою однорідно розподілені на інтервалі [0,1] величини, які випадково генеруються методом Монте-Карло. Для СНКWTА-мережі задамо параметри $\alpha = 0.5, C = 50$. Для ІАКWTА-мережі виберемо $X_{\min} = -0.428571, X_{\max} = +1, \gamma = 0.02$ і задамо $E_i = 0$. Для DTKWTА-мережі виберемо параметри $\mu = 0.5, M_k(0) = 0.5$ і $\delta = 0.5$. Для моделі DTDKWTА-схеми задамо параметри $\alpha = 0.5, x_0 = 0.5$ і $A = 1$. Для коректного порівняння реалізуємо СНКWTА-мережу ітеративно, використавши замість диференційних рівнянь різницеві рівняння. Встановимо період дискретизації різницевого рівняння (9) $\Delta t = 1$. Змоделуємо функціонування мережі для 1000 незалежних множин вхідних сигналів.

Усереднену кількість ітерацій, необхідних для збіжності 3 WTA за допомогою моделі DTDKWTА-мережі та інших KWTА-мереж для різних кількостей вхідних сигналів, показано на рис. 1. Порівняння збіжності для ІАКWTА-мережі визначається як результат ідентифікації К нейронів з максимальними активаційними значеннями, які є більшими, ніж поріг $\frac{X_{\min} + X_{\max}}{2}$.

Отже, для СНКWTА-мережі поріг вибирається як $\frac{X_{\min} + X_{\max}}{2}$. Після завершення процесу

збіжності DTKWTА-мережа і модель DTDKWTА-схеми відокремлюють К нейронів з більшими вхідними сигналами і N-К нейронів з меншими вхідними сигналами. Згідно з рис. 1 стани СНКWTА- і ІАКWTА-мереж збігаються приблизно пропорційно до кількості вхідних сигналів. DTKWTА-мережа і модель DTDKWTА-схеми досягають логарифмічної збіжності відповідно до теоретичного прогнозу. Для кожної мережі середня кількість ітерацій, необхідних для збіжності, зростає, якщо кількість вхідних сигналів зростає. Згідно з отриманими результатами модель DTDKWTА-схеми має усереднену кількість ітерацій, необхідних для завершення збіжності, значно менше, ніж СНКWTА- і ІАКWTА-мережі, і близьке до кількості ітерацій, необхідних для збіжності DTKWTА-мережі.

На рис. 2 показана кількість ітерацій, необхідних для збіжності загальновідомої WTA-мережі MAXNET і DTDKWTА-схеми для К=1. Як можна побачити, середня кількість ітерацій моделі DTDKWTА-схеми є значно меншою, ніж мережі MAXNET, особливо для великих N.

Для випадку однорідно розподілених вхідних сигналів, якщо N=100, на рис. 3 показано середню кількість ітерацій, необхідних для збіжності моделі DTDKWTА-схеми за A=10 і для різних значень параметра α , якщо ідентифікуються різні кількості переможців. Як можна побачити з рис. 3, середня кількість ітерацій, необхідних для збіжності, зменшується, якщо значення α зменшується відповідно до теоретичного передбачення. Швидкість збіжності моделі DTDKWTА-схеми є мінімальною і незалежною від кількості переможців, якщо значення α є близьким до 0.5.

На рис. 4 продемонстровано середню кількість ітерацій, необхідних для збіжності моделі DTDKWTА-схеми за різних кількостей однорідно розподілених вхідних сигналів і для різних значень параметра α , якщо кількість необхідних переможців К=5 і A=10. Як можна побачити,

середня кількість ітерацій спадає, якщо кількість вхідних сигналів зменшується. Середня кількість ітерацій зменшується, якщо значення параметра α спадає згідно з теоретичним прогнозом.

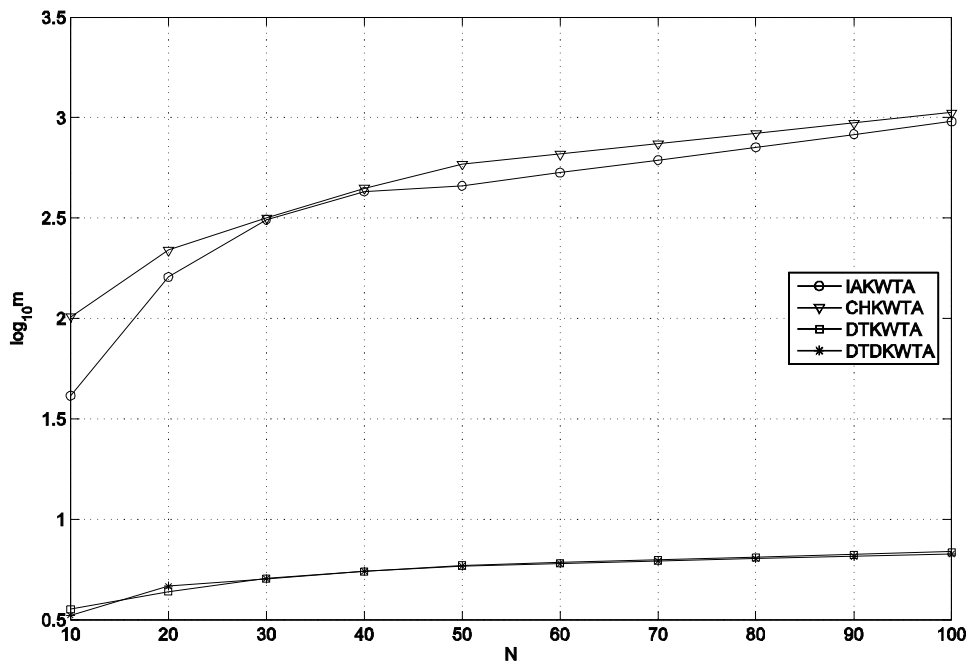


Рис. 1. Усереднені кількості ітерацій, необхідних для збіжності станів IAKWTA-, CHKWTA-, DTKWTA-мереж і моделі DTDKWTA-нейронної схеми для $K=3$

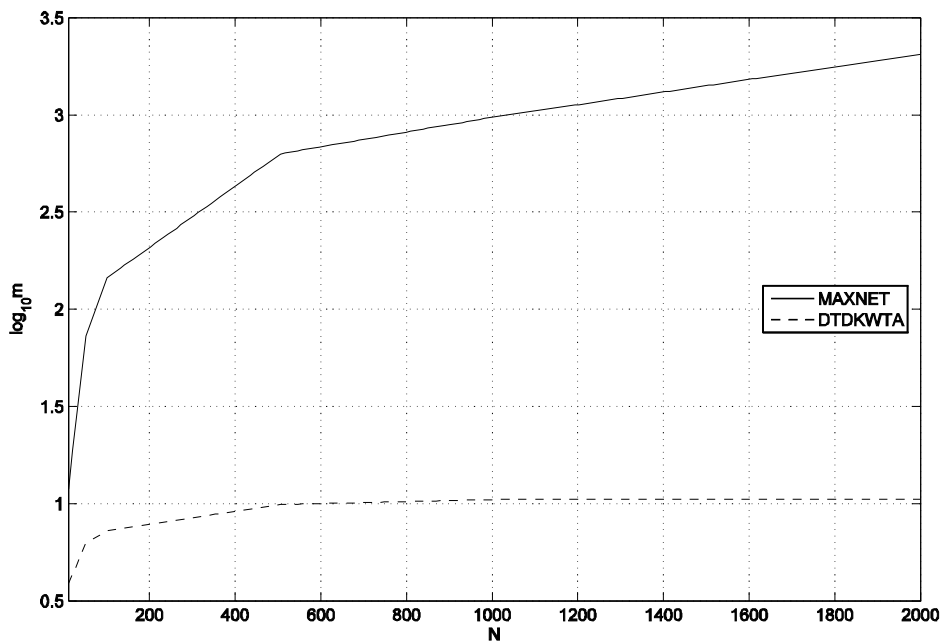


Рис. 2. Усереднені кількості ітерацій, необхідних для збіжності станів нейронної мережі MAXNET і моделі нейронної схеми DTDKWTA для $K=1$

За кількості необхідних переможців $K=5$ рис. 5 показує, що частка випадкових сигналів, вибраних з однорідного розподілу на інтервалі $[0,1]$, результати моделювання близькі до оцінки

теоретичної збіжності моделі DTDKWTA-схеми (10). Якщо вхідні сигнали є випадковими і вибираються з нормального розподілу з середнім відхиленням 0.5 і девіацією 0.5, тоді середня кількість ітерацій, необхідних для збіжності, є меншою, ніж отримана за теоретичним прогнозом. Із зростанням кількості вхідних сигналів швидкість збіжності повільно зменшується.

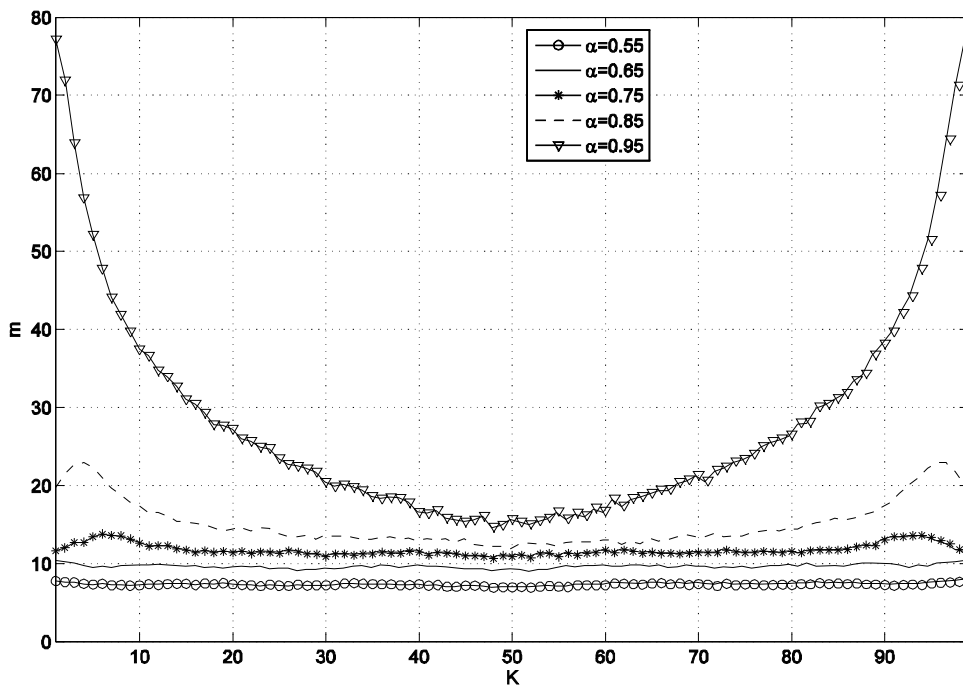


Рис. 3. Усереднені кількості ітерацій, необхідних для збіжності станів моделі DTDKWTA-нейронної схеми для $N=100$ і для різних значень K і α

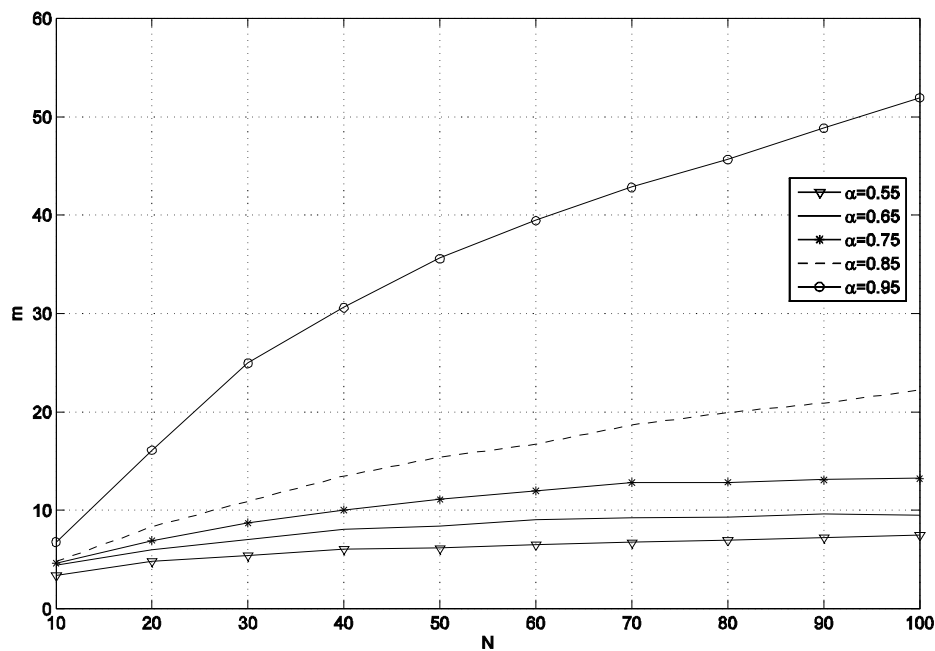


Рис. 4. Усереднені кількості ітерацій, потрібних для збіжності станів DTDKWTA-нейронної схеми для $K=5$ і для різних значень N і α

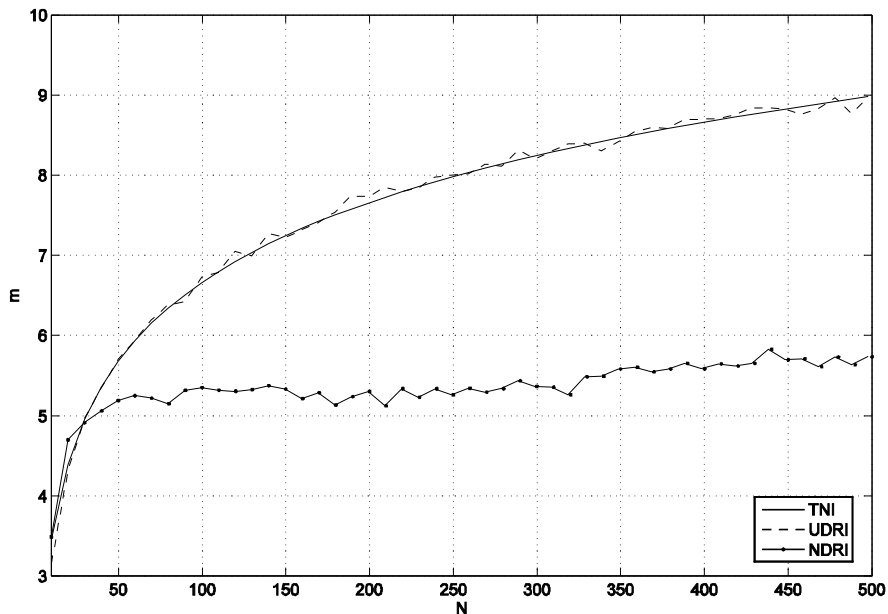


Рис. 5. Теоретичні кількості ітерацій (TNI) і усереднені змодельовані кількості ітерацій, необхідні для збіжності нейронної схеми DTDKWTА з різними кількостями однорідно розподілених випадкових вхідних сигналів (UDRI) і з нормально розподіленими випадковими сигналами (NDRI)

Як бачимо, результати комп'ютерного моделювання свідчать про те, що представлена модель KWTА-нейронної схеми придатна для ідентифікації з високою швидкістю будь-яких нерівних між собою сигналів із скінченними значеннями.

Висновки. Описано модель нейронної схеми типу “K-winners-take-all”, призначеної для обробки дискретизованих сигналів, яка функціонує на основі динамічного зсування вхідних сигналів. Результати порівняння свідчать про те, що швидкість збіжності вихідних сигналів такої моделі не нижча, ніж в інших KWTА-нейронних мережах. На відміну від аналогів модель є простою, придатною для обробки будь-яких нерівних між собою сигналів із скінченними значеннями, незалежною від початкових значень сигналів. Тому така модель може бути рекомендована до використання за необхідності проектування простих KWTА-нейронних схем з високими роздільною здатністю і швидкістю обробки сигналів широкого діапазону, а також незалежністю від початкових значень сигналів.

1. Bihn L. N. and Chong H.C. A neural-network contention controller for packet switching networks // *IEEE Trans. on Neural Networks* 6 (1995) 1402–1410. 2. Cichocki A. and Unbehauen R. *Neural Networks for Optimization and Signal Processing* (New York: John Wiley and Sons, 1993). 3. Hu X. and Wang J. An improved dual neural network for solving a class of quadratic programming problems and its k-winners-take-all application, *IEEE Trans. on Neural Networks*, 19 (2008) 2022–2031. 4. Kwon T.M. and Zervakis M. A parallel sorting network without comparators: A neural-network approach, in: *Proc. Int. Joint Conf. on Neural Networks*, Vol. 1 (1992) 701–706. 5. Lippmann R.P., Gold B. and Malpass M.L. A comparison of Hamming and Hopfield neural nets for pattern classification, MIT Lincoln Laboratory Technical report TR-769 (1987) 1–37. 6. Liu S. and Wang J. A simplified dual neural network for quadratic programming with its KWTА application // *IEEE Trans. on Neural Networks*, 17 (2006) 1500–1510. 7. Majani E., Erlanson R. and Abu-Mostafa Y. On the K-winners-take-all network, in: *Advances in Neural Information Process. Syst. D. S. Touretzky*, Vol. 1 (Kaufmann, San Mateo, 1989) 634–642. 8. Marinov C.A. and Calvert B.D. Performance analysis for a K-winners-take-all analog neural network: basic theory // *IEEE Trans. on Neural Networks* 14 (2003) 766–780. 9. Marinov C.A. and Hopfield J.J.

Stable computational dynamics for a class of circuits with $O(N)$ interconnections capable of KWTa and rank extractions // IEEE Trans. on Cir. and Syst. I: Fundamental Theory and Applications 52 (2005) 949–959.

10. Tymoshchuk P. and Kaszkurewicz E. A Winner-take-all circuit based on second order Hopfield neural networks as building blocks, in: Proc. Int. Joint Conf. on Neural Networks, Vol. II (2003) 891–896.

11. Tymoshchuk P. and Kaszkurewicz E. A winner-take-all circuit using neural networks as building blocks, Neurocomputing 64 (2005) 375–396.

12. Urahama K. and Nagao T. K-Winner-take-all circuit with $O(n)$ complexity // IEEE Trans. on Neural Networks 6 (1995) 776–778.

13. Wolfe W.J., Mathis D., Anderson C., Rothman J., Gotler M., Bragy G., Walker R., Duane G. and Alaghband G. K-Winner networks // IEEE Trans. on Neural Networks 2 (1991) 310–315.

14. Yang J. F. and Chen C.M. A Dynamic K-Winners-Take-All Neural Network, IEEE Trans. on Syst., Man and Cyb. 27 (1997) 523–526.

15. Yen J.C., Guo J.I. and Chen H.-C. A new k-Winners-take all neural network and its array architecture, IEEE Trans. on Neural Networks 9 (1998) 901–912.

УДК 004.032.26

Т.В. Торубка, В.Я. Пуйда, І.І. Пищак
Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра електронно-обчислювальних машин

ДОСЛІДЖЕННЯ АЛГОРИТМУ КОРЕЛЯЦІЇ ДЛЯ СТЕЖЕННЯ ЛІТАЛЬНИМИ АПАРАТАМИ ЗА ЇХ ВІЗУАЛЬНИМИ ЗОБРАЖЕННЯМИ

© Торубка Т.В., Пуйда В.Я., Пищак І.І., 2010

Проведено моделювання модифікованого алгоритму виявлення об'єкта за його зображенням на основі розробленого програмного пакета та досліджено особливості його функціонування під час виявлення літальних апаратів на зображеннях сцени.

The modeling of object detection algorithm is modified by its image on the basis of the developed software package and the peculiarities of its functioning in an aircraft on the scene images.

Вступ. Базовими компонентами систем технічного зору є засоби виявлення та ідентифікації об'єктів. Відомо багато методів для розв'язання вказаної задачі. До найпоширеніших можна зарахувати згортку та її реалізацію за допомогою ШПФ, сегментацію, системи на основі штучних нейронних мереж тощо. У задачах виявлення об'єктів однією з головних складових, що впливають як на якість роботи системи виявлення, так і на швидкість обробки, є спосіб подання даних, що надходять безпосередньо на вхід систем, які здійснюють локалізацію та класифікацію, відповідно зображення будуть представлені у системі кольору ув.

Аналіз відомих рішень. До існуючих способів виявлення об'єктів на зображеннях сцени належать способи, що ґрунтуються на фільтрації в частотній чи просторовій областях, відніманні зображень, конторному опрацюванні зображень (фільтр Canny) тощо. Проте вони не дають змоги отримати зображення сцени, придатні для коректного автоматичного виявлення літальних апаратів зі складною структурою. Тому вирішення проблеми цифрового опрацювання зображень для ефективного виявлення літальних апаратів сьогодні є актуальним.