УДК 681.322

П.В. Тимощук
Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра систем автоматизованого проектування

АНАЛОГОВА НЕЙРОННА СХЕМА ІДЕНТИФІКАЦІЇ *К* МАКСИМАЛЬНИХ СИГНАЛІВ

Пропонується аналогова нейронна схема, яка швидко ідентифікує K серед N нейронів, де $1 \leq K < N$, вхідні сигнали яких є більшими, ніж у решти $N - K$ нейронів. Для N вхідних сигналів така схема складається з N жорсткообмежувальних нейронів прямого поширення і одного нейрона зворотного зв'язку, який використовується для визначення динамічного зсуву вхідних сигналів. Запропонована схема відрізняється незначною обчислювальною складністю, простотою схемотехнічної реалізації, високою роздільною здатністю і властивістю збереження впорядкування сигналів. Схема здатна обробляти сигнгали, розміщені в будь-якому скінченному діапазоні. Функціонування схеми аналізується за допомогою комп'ютерного моделювання.

An analogue neural circuit which can quickly identify the K-winning from N neurons, where $1 \leq K < N$, whose input signals are larger than of remaining $N - K$ neurons, is proposed. For N competitors, such circuit is composed of N feedforward and one feedback hardlimiting neurons, which is used to determine the dynamical shift of input signals. The proposed circuit has low hardware implementation and computational complexity, high resolution ability and signal order preserving property. The circuit can process signals located in any finite range. A performance of the circuit is analyzed using computer simulations.

1. Вступ

Нейронні мережі можуть описуватись математичними моделями у вигляді диференційних рівнянь, які містять специфічні трансцендентні та розривні нелінійності (сигмоїдні, жорстко-обмежувальні, з насиченням, жорстко-обмежувальні з гістерезисом, компараторні, з квадратичними функціями, з функціями абсолютної величини тощо). Тому математичні моделі нейронних мереж у загальному випадку можуть мати форму диференційних рівнянь з розривними правими частинами [1]. Вирішення проблеми створення нейронних мереж ґрунтується на визначенні структури та параметрів їхніх математичних моделей. Структура моделей розробляється модифікацією існуючих структур або ж створюється нова структура. Параметри визначаються за допомогою аналітичних, числово-аналітичних або числових методів [2–4].

У статті розглядається проблема побудови математичної моделі та відповідної нейронної структурно-функціональної схеми, призначених для знаходження K максимальних з множини N невідомих сигналів. Якщо $K = 1$, тоді така мережа розрізняє максимальний вхідний сигнал. Така задача є ключовою в нейронних мережах прийняття рішень, розпізнавання зображень та конкуруючого навчання [5]. Цей тип задач природно виникає при розробленні нейронних схем класифікаторів та класифікації зображень [6]. Клас вказаних схем використовується у сортувальних мережах [7] з застосуванням у менеджменті баз даних, при конструюванні мікросхем великої інтеграції (VLSI) та у цифровій обробці сигналів. Такі мережі застосовуються у телекомунікаціях, особливо для керування пакетними перемикачами даних. Вибір K найбільших компонентів з множини N чисел є фундаментальним завданням нейронних мереж так званих взаємозв'язаних пам'ятей. Такого типу задачі виникають при розробленні класифікаційних нейронних мереж [8].

2. Існуючі нейронні мережі ідентифікації K найбільших сигналів

Існує низка нейронних мереж, які здійснюють вибір K з N сигналів ($1 \le K < N$), що мають більші значення, ніж у решти $N - K$ сигналів [9 – 11]. Так, в [12] на основі моделі мережі неперервного часу Хопфілда [26], відомої також як адитивна модель Гросберга [13], сконструйовано та проаналізовано мережу неперервного часу, призначену для знаходження $1 \le K < N$ максимальних сигналів, як узагальнення мережі визначення максимального сигналу. Така мережа має стабільні локальні стани рівноваги, її вихідні сигнали приймають K позитивних значень, які відповідають K найбільшим вхідним сигналам і $N - K$ негативних значень для решти вхідних сигналів. Мережа містить взаємозатримуючий зв'язок $T_{ij} = -1$, де $i \ne j$, самозв'язок $T_{ii} = a$, $(|a| < 1)$ та зовнішній вхідний сигнал (ідентичний для кожного вузла мережі), значення якого залежить від кількості K та розміру мережі $N : t_i = 2K - N$. Мережа описується диференційними рівняннями виду:

$$\text{для всіх } i,\ C\frac{du_i}{dt} = -\lambda u_i + (a+1)g(u_i) - \left(\sum_{j=1}^{N} g(u_j) - t\right), \tag{1}$$

де $\lambda = N - 1 + |a|, -1 < a < +1, t = 2K - N$. В [12] досліджено збіжність вихідних сигналів мережі і показано, що модель (1) є локально асимптотично стійкою.

У [14] на основі нейронної мережі з [12] проаналізовано окремий клас взаємозатримуючих мереж та описано методику визначення параметрів, які забезпечують надійне функціонування мереж за допомогою використання інтерактивних активаційних функцій. Доведено, що при відповідних вхідних сигналах X_{min}, X_{max}, а також вагах зв'язків w мережа є дуальною до мережі з [12].

У [15] синтезовано взаємозатримуючу модель мережі як модифікацію моделі з [16]. Модель є оптимальною у сенсі максимізації допустимого відносного відхилення значень номінальних параметрів і гарантує надійне функціонування мережі. Розмір мережі не обмежується вимогами щодо точності, однак має обмеження на кількість "переможців". Показано, що за точності мережі 1 % кількість переможців не може перевищувати значення $k = 20$.

В [17] синтезовано нейронну схему, що функціонує на основі навчального алгоритму за допомогою так званої "грубої штрафної конкуренції". При такій конкуренції компоненти вхідних сигналів, які мають менші значення, поступово вилучаються із змагання. В результаті здійснення штрафної конкуренції серед решти конкурентів знову визначаються переможці.

У [18] запропоновано нейронну мережу неперервного часу типу Хопфілда із змінним, зокрема, великим коефіцієнтом підсилення. Розроблено методику визначення параметрів мережі і показано, що після того, як вихідні напруги досягають певних значень, мережа після скінченного проміжку часу формує необхідні вихідні сигнали. Наведено методику визначення коефіцієнта підсилення для повернення мережі у початкове положення нульового стану. У [19] обґрунтовано обмеження на параметри мережі з [18], які дають змогу здійснювати процеси почергової обробки множин вхідних сигналів. В результаті виконання повного математичного аналізу мережі отримано залежності часу оброблення сигналів мережею від меж зміни її параметрів, розмірності множини вхідних сигналів та роздільної здатності мережі. Оскільки мережа з [18] містить додатні самозв'язки, а мережа з [19] не містить самозв'язків взагалі, такі мережі можуть формувати неоднозначні вихідні сигнали [20].

Усі вищеперелічені мережі виконують так зване взаємне затримання і передбачають існування перехідних процесів, тобто певного періоду встановлення значень вихідних сигналів та вимагають повернення вихідних сигналів у початкові стани для повторного використання мережі. Остання властивість зумовлена тим, що енергетичні функції таких мереж мають багато локальних мінімумів. Це перешкоджає застосуванню мереж для оброблення сигналів у реальному часі. В [9] синтезовано схему як розширення мережі з [21], яка є статичною системою, що має єдиний глобальний мінімум, а тому придатна для функціонування у реальному часі. Задача вибору k найбільших серед n дійсних чисел $a_1,...,a_n$ формулюється як така задача математичного програмування:

$$\min \; -\sum_{i=1}^{n} a_i x_i$$

$$\text{при} \; \sum_{i=1}^{n} x_i = k, \tag{2}$$

$$\sum_{i=1}^{n} \left[x_i \ln x_i + (1-x_i)\ln(1-x_i) \right] = 0.$$

Для отримання оптимального розв’язку ті x_i, які відповідають k максимальним a_i, набувають значення 1, решта ж x_i набувають нульові значення. Розв’язок задачі (2) є сідловою точкою функції Лагранжа

$$L = -\sum_{i=1}^{n} a_i x_i + \lambda\left(\sum_{i=1}^{n} x_i - k \right) + \mu \sum_{i=1}^{n} \left[x_i \ln x_i + (1-x_i)\ln(1-x_i) \right], \tag{3}$$

тобто її мінімумом відносно x та максимумом відносно до λ і μ. У (3) множник Лагранжа μ набуває малі позитивні значення. Оптимум (2) є розв’язком рівнянь

$$\frac{\partial L}{\partial x_i} = -a_i + \lambda + \mu \ln \frac{x_i}{1-x_i} = 0; \tag{4}$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = \sum_{i=1}^{n} x_i - k = 0. \tag{5}$$

На основі (4) отримано такий розв’язок:

$$x_i = \frac{e^{a_i/\mu}}{e^{a_i/\mu} + e^{\lambda/\mu}}. \tag{6}$$

Мережа, на відміну від мереж типу Хопфілда, має скінченну роздільну здатність.

Швидкісна мережа дискретного часу, яка не використовує концепцію взаємного затримання, для випадку великої кількості вхідних сигналів побудована в [22]. Мережа має одношарову структуру і визначає динамічний поріг, який потім підсумовується з вхідними сигналами для отримання необхідної кількості K переможців. Структура мережі відзначається надлишковістю часових затрат при обробленні сигналів та складністю реалізації у сучасній елементній базі.

Отже, кожна з існуючих нейронних мереж ідентифікації K максимальних сигналів має певну область застосувань. У зв’язку зі складністю проблеми залишається багато задач, актуальних для аналогової обробки сигналів, ефективність розв'язання яких за допомогою існуючих нейронних мереж визначення K найбільших сигналів є недостатньою. Під час проектування таких мереж актуальним залишається вирішення проблем підвищення точності, стабільності їхнього функціонування, розширення динамічного діапазону, підвищення швидкодії, спрощення схемних рішень. Для вирішення перелічених проблем необхідно розробляти теорію та методи побудови математичних моделей, а також відповідних структурно-функціональних схем удосконалених аналогових нейронних мереж ідентифікації K максимальних сигналів. Як оператори для таких математичних моделей можуть бути використані диференційні рівняння з розривними правими частинами. Структура та параметри таких рівнянь можуть визначатись за допомогою аналітичних, числово-аналітичних та числових методів. За отриманими математичними моделями можуть будуватись відповідні аналогові нейронні структурно-функціональні схеми.

3. Формулювання проблеми

Оскільки нейронні мережі, які визначають K найбільших серед N невідомих вхідних сигналів, де $1 \le K < N$, можуть описуватись диференційними рівняннями, що містять кусково-неперервні нелінійності, побудуємо математичну модель та відповідну нейронну структурно-функціональну схему такого типу у неперервній області. Структуру та параметри математичної моделі визначатимемо за допомогою аналітичних методів. Схему неперервного часу побудуємо у вигляді одношарової конкуруючої архітектури, яка виконує динамічний зсув N вхідних сигналів для отримання K найбільших з них. Нехай схема містить N нейронів у прямому колі та один нейрон у колі зворотного зв'язку, що містить жорсткообмежувальну нелінійність. Покажемо, що запропонована схема для свого функціонування потребує менших затрат машинного часу і є простішою стосовно її реалізації у сучасній схемній елементній базі, ніж існуючі аналоги.

Нехай задано N дійсних чисел від a_1 до a_N, $N > 1$, тобто $a_1, a_2, ..., a_N$, які локалізуються в діапазоні $[a_{min}, a_{max}]$ як невідомі вхідні сигнали схеми. Значення a_{min} та a_{max} є мінімальним та максимальним значеннями з усіх можливих вхідних сигналів відповідно. Необхідно вибрати K найбільших з таких чисел, де $1 \le K < N$. Розглянемо нерівні між собою і розміщені за спаданням величин вхідні сигнали, коли виконується умова

$$a_1 > a_2 > \ldots > a_N, \tag{7}$$

де індекси $1, 2, \ldots, N$ у загальному випадку відрізняються від оригінальних індексів вхідних сигналів a, тобто вектор $a = a_1, \ldots, a_N$ є впорядкованим. Нехай необхідно побудувати нейронну схему, яка обробляє вектор вхідних сигналів a так, щоб отримати після скінченного проміжку часу збіжності такі відповідні вихідні сигнали, що

$$b_i > 0, i \in 1, \ldots, K; b_j < 0, j \in K+1, \ldots, N. \tag{8}$$

Нерівності (8) відображають властивість вибору схемою K найбільших з N невідомих вхідних сигналів, де $1 \le K < N$. Інакше кажучи, компоненти від b_1 до b_K "виграють" конкуренцію і той факт, що лише вони є позитивними компонентами вектора b, свідчить про те, що компоненти від a_1 до a_K є K найбільшими компонентами вектора a.

4. Аналогова нейронна схеми визначення K максимальних сигналів

4.1. Математична модель неперервного часу. Розглянемо таку проблему оптимізації з обмеженнями: знайти скаляр $x \in R$, що мінімізує до нуля модуль цілочислової скалярної цільової функції виду:

$$E(x) = 2K - N - \sum_{i=1}^{N} \beta_i, \tag{9}$$

де $\beta_i = \begin{cases} 1, & \text{якщо} \quad a_i - x > 0; \\ -1, & \text{якщо} \quad a_i - x < 0; \\ 0, & \text{якщо} \quad a_i - x = 0, \end{cases}$ a_i – i-те значення вхідного сигналу схеми, яке, без втрати загальності, локалізується у масштабованому діапазоні $0 < a_i < 1, i = 1,.., N$; $0 \le x \le 1$ – шуканий скалярний динамічний зсув вхідних сигналів; $K = 1, \ldots, N-1$.

Нехай $b_i = a_i - x$ буде значенням i-го вихідного сигналу схеми. Припустимо, що точка x^* є глобальним мінімумом функції $E(x)$, якщо $|E(x^*)| \le |E(x)|$ для всіх $x \in R$ і дорівнює нулю, якщо $E(x^*) = 0$. Цільова функція (9) є негладкою, тобто перша похідна від $E(x)$ за шуканою змінною x не є неперервною. Тому для знаходження скаляра x^*, який мінімізує модуль функції $E(x)$, за допомогою нейронної схеми неперервного часу побудуємо математичну модель такої схеми у формі диференційного рівняння виду:

$$\frac{dx}{dt} = -\mu x; x(0) = 1, \tag{10}$$

де μ – навчальний параметр, що визначається так:

$$\mu = \begin{cases} 0, & \text{якщо} \quad E(x) = 0; \\ \alpha, & \text{якщо} \quad E(x) \neq 0, \end{cases} \tag{11}$$

α – коефіцієнт затухання.

Модель (10) може формувати єдиний розв'язок, що відповідає K переможцям для будь-яких $0 \le x \le 1$. Оскільки $K \in 1, \mathbf{L}, N-1$, а вектор вхідних сигналів a є впорядкованим, тому існує момент часу $t^* > 0$ такий, що для всіх $t > t^*$ виконуються нерівності виду:

$$b_1(t) > \mathbf{L} > b_K(t) > 0 > b_{K+1}(t) > \mathbf{L} > b_N(t), \tag{12}$$

де $b_i(t) = a_i - x(t)$. Отже, розв'язок моделі (10) стартує з початкового стану x_0 і фінішує з компонентами, розщепленими на позитивні і негативні значення відповідно до (8). Тому у будь-який момент часу після t^* модель демонструє властивість вибору K найбільших серед N вхідних сигналів, де $1 \le K < N$.

4.2. Аналогова нейронна структурно-функціональна схема. Нейронна структурно-функціональна схема, отримана за моделлю неперервного часу (10), наведена на рис. 1. Схема містить блоки підсумовування $\sum$, множення ▪, демпфування або затухання 0.5, інтегрування $\frac{1}{s}$, зовнішніх джерел N, K, x_0 і порогових функцій або жорсткого обмеження $\mathrm{sign}1$ і $\mathrm{sign}2$. Схема може бути реалізована в сучасній схемній елементній базі, використовуючи такі традиційні елементи, як резистори, конденсатори, аналогові суматори та перемножувачі, обмежувачі ("жорсткообмежувальні квантизатори"), інтегратори неперервного часу та джерела напруги або струму. Зазначимо, що оскільки сигмоїдна функція порівняно з жорсткообмежувальною є зручнішою для реалізації в аналоговій елементній базі, сигнуми можна замінити на м'яколімітуючі сигмоїдні функції [2, 23].

Стосовно обчислювальної складності модель нейронної схеми (10) у кожний момент часу потребує виконання однієї операції перемноження, оскільки перемноження $2K$ може виконуватись, як додавання $K + K$, $N + 2$ додавань/віднімань, оскільки віднімання $a_i - x$ виконуються в паралельному режимі та двох логічних операцій жорсткого обмеження, оскільки операції $\mathrm{sign}1$ у кожний момент часу також виконуються паралельно. Модель (10) у кожний момент часу потребує виконання одного перемноження, $N + 3$ додавань/віднімань та двох логічних функцій жорсткого обмеження.

Для порівняння, одна з найефективніших сучасних моделей нейронних мереж неперервного часу типу Хопфілда з [12], призначена для ідентифікації K максимальних сигналів, у кожний момент часу потребує виконання двох перемножень, $N + 3$ додавань/віднімань, оскільки вони виконуються у паралельному режимі та N операцій сигмоїдних функцій. У зв'язку з тим, що перемноження вимагає значно більше затрат часу, ніж додавання/віднімання, то часові затрати на оброблення сигналів моделлю (10) є значно меншими, ніж у моделей нейронних мереж типу Хопфілда. Як можна побачити з рис. 1, стосовно схемотехнічної реалізації модель (10) є простішою, ніж аналогічні моделі мереж неперервного часу типу Хопфілда.

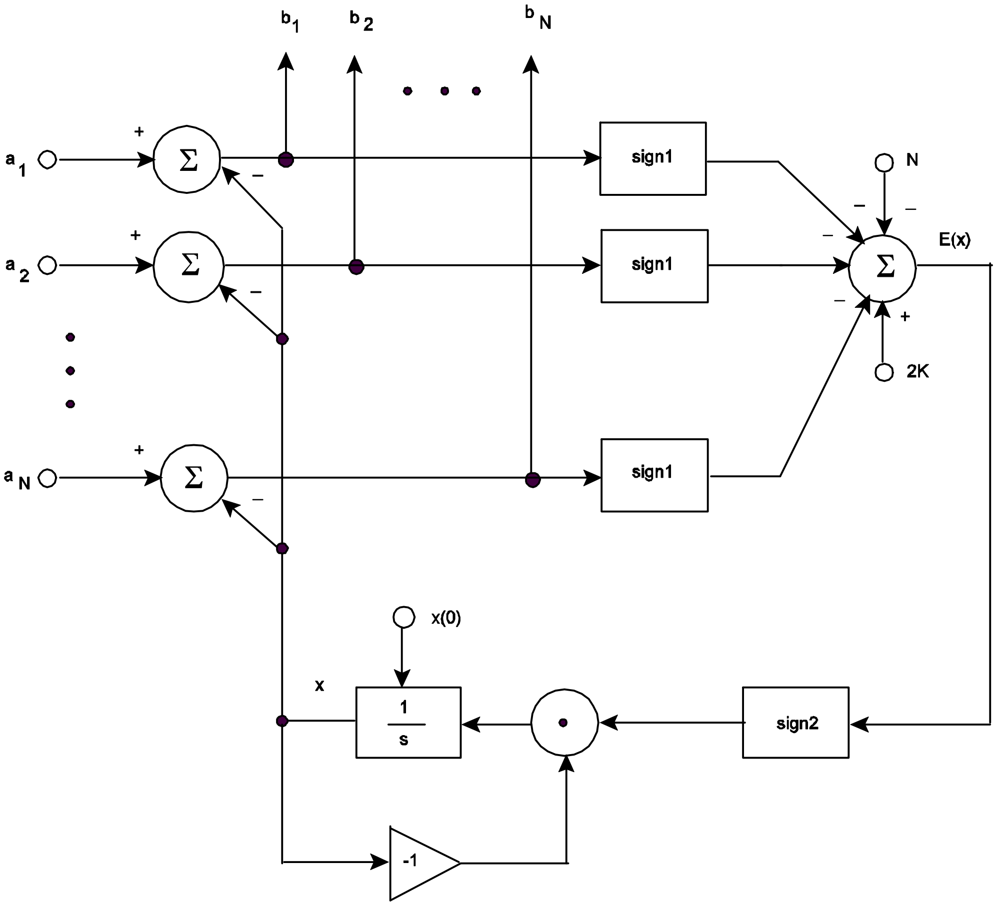
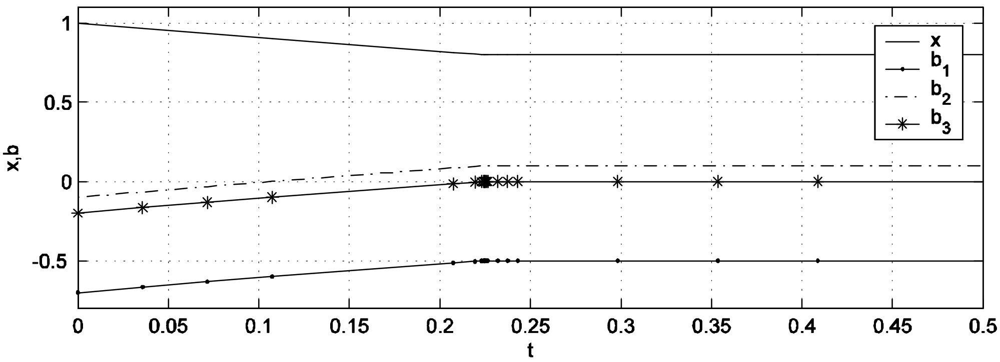


Рис. 1. Нейронна структурно-функціональна схема, яка описується моделлю (10).



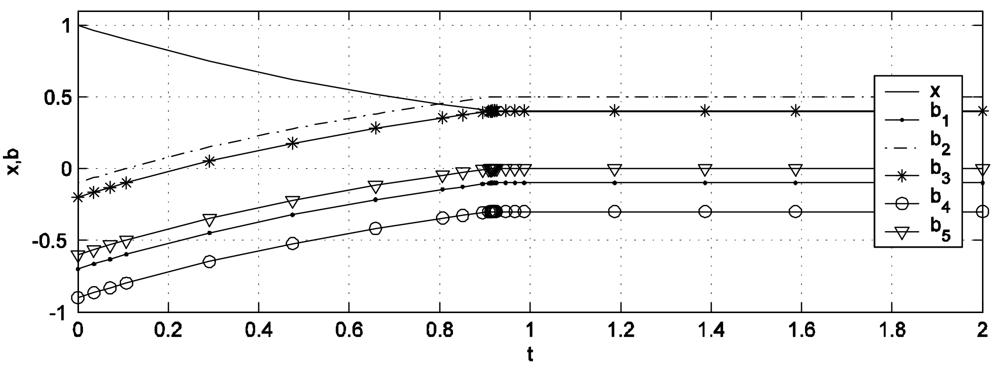


Рис. 2. Траєкторії неперервного часу динамічного зсуву вхідних сигналів
та вихідних сигналів моделі 3-го порядку (10) – приклад 1 та моделі 5-го порядку (10) – приклад 2

5. Приклади моделювання нейронної схеми знаходження К найбільших сигналів

Розглянемо два прості приклади, які демонструють оброблення сигналів моделлю запропонованої нейронної схеми неперервного часу, призначеної для знаходження К максимальних сигналів.

Приклад 1. Задамо в моделі (10) такі значення параметрів: $K=2; N=3; a=[0.3,0.9,0.8], \alpha=1$. Динаміка вихідних сигналів моделі $b=[b_1,b_2,b_3]$ у нормалізованих одиницях та нормалізованому масштабі часу буде мати форму, зображену на рис. 2, де вихідний сигнал b_3 набуває у встановленому режимі мале позитивне значення. Згідно з рис. 2 компоненти вектора b прямують до коректних станів.

Приклад 2. Задамо в моделі (10) такі значення параметрів: $K=3$; $N=5$; $a=[0.3,0.9,0.8,0.1,0.4]$, $\alpha=1$. Динаміка вихідних сигналів моделі $b=[b_1,b_2,b_3,b_4,b_5]$ у цьому разі має форму, показану на рис. 2, де вихідний сигнал b_5 набуває у встановленому режимі мале позитивне значення. Згідно з рис. 2 компоненти вектора b демонструють властивість (8).

6. Висновки

Згідно з результатами численних експериментів запропонована нейронна схема є доволі робастною. Зміна значень параметра α в діапазоні $0<\alpha<\infty$ не впливає на якісні властивості вихідних сигналів схеми.

Важливою перевагою нейронної схеми, яка реалізується за моделлю (10), є те, що на відміну від аналогів, зокрема, мережі з [22], вона гарантує збереження упорядкування вхідних сигналів. Тобто для будь-яких вхідних сигналів $a_i, i=1,\ldots,N$ упорядкування вихідних сигналів b_i є таким самим, як і упорядкування відповідних вхідних сигналів. Справедливість такої властивості для отриманої схеми є очевидною, оскільки її вихідні сигнали визначаються як $b_i=d_i+x$, тобто вони дорівнюють алгебраїчній сумі відповідних вхідних сигналів та динамічного зсуву, який є однаковим для всіх вхідних сигналів, а тому не змінює упорядкування вхідних сигналів.

Схема, отримана за моделлю (10), відзначається властивістю високої роздільної здатності, тобто, якщо компоненти вектора вхідних сигналів a можна розрізнити, тоді така схема завжди знаходить K найбільших з них.

1. Filippov A.F. Differential Equations with Discontinuous Righthand Sides, Kluwer Academic Publishers, 1988. 2. Cichocki A. and Unbehauen R. Neural Networks for Optimization and Signal Processing, John Wiley and Sons, 1993. 3. 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. Neural Networks, vol. II, Portland, OR, 2003, pp. 891-896. 4. Tymoshchuk P. and Kaszkurewicz E. A winner-take all circuit using neural networks as building blocks. Neurocomputing, vol. 64, 2005, pp. 375-396. 5. Lipmann R.P. An introduction to computing with neural nets. IEEE ASSP Mag., April 1987. 6. Lippmann R.P., Gold B. and Malpass M.L. A comparison of Hamming and Hopfield neural nets for pattern classification // Technical Report TR-769, MIT Lincoln Laboratory, 1987. 7. Kwon T.M. and Zervakis M. A parallel sorting network without comparators: A neural-network approach // in Proc. Int. Joint Conf. Neural networks, vol. 1, pp. 701-706, 1992. 8. Bihn L.N. and Chong H.C. A neural-network contention controller for packet switching networks // IEEE Trans. Neural Networks, vol. 6, pp. 1402-1408, November 1993. 9. Urahama K. and Nagao T. K-Winner-take-all circuit with 0(n) complexity // IEEE Trans. Neural Networks, vol. 6, pp. 776-778, 1995. 10. Yen J.C.,.Guo J.I and Chen H.-C. A new k-Winners-take all neural network and its array architecture // IEEE Trans. Neural Networks, vol. 9, pp. 901-912, September 1998. 11. Calvert B.D. and Marinov C.A. Another k-Winner-take-all analog neural network // IEEE Trans. Neural Networks, vol. 11, № 4, pp. 829-838, July 2000. 12. Majani E., Erlanson R. and Abu-Mostafa Y. On the k-Winners-take-all network // in Advances in Neural Informaton

Processing Systems I, D.S.Touetzky, Ed. San Mateo, CA: Morgan Kaufman, p. 634-642, 1989. 13. Grossberg S. Non-Linear Neural Networks: Principles, Mechanisms, and Architectures // Neural Networks, vol. 1, pp. 17-61, 1988. 14. 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. Neural Networks, vol. 2, pp. 310-315, 1991. 15. Perfetti R. On the robust design of k-winners-take-all networks // IEEE Transactions on Circits and Systems-II: Analog and Digital Signal Processing, vol. 42, № 1, pp. 55-58, 1995. 16. Seiler G. and A.Nossek J. Winner-take-all cellular neural networks // IEEE Transactions on Circits and Systems-II: Analog and Digital Signal Processing, vol. 40, № 3, pp. 184-190, 1993. 17. Yen J.C., Guo J.I. and Chen H.-C. A new k-Winners-take all neural network and its array architecture // IEEE Trans. Neural Networks, vol. 9, pp. 901-912, September 1998. 18. Calvert B.D. and Marinov C.A. Another k-Winner-take-all analog neural network // IEEE Trans. Neural Networks, vol. 11, № 4, pp. 829-838, July 2000. 19. Marinov C.A. and Calvert B.D. Performance analysis for a K-winners-take-all analog neural network: basic theory // IEEE Trans. Neural Networks, vol. 14, № 4, pp. 766-780, July 2003. 20. Hopfield J.J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons // in Proceedings of the Natonal Academy of Sciences, №81, pp. 3088-3092, 1984. 21. Lazzaro J., Lyckebusch S., Mahowald M.A. and Mead C.A. Winner-take-all networks of 0(n) complexity // in Advances in Neural Informaton Processing Systems I, D.S.Touetzky, Ed. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann, p. 703-711, 1989. 22. Yang J.-F. and Chen C.M. A dynamic K-winners-take-all neural network // IEEE Trans. on Syst., Man. and Cyb.-Part B:Cyb., vol. 27, № 3, pp. 523-526, 1997. 23. Mead C.A. Analog VLSI and Neural Systems // Reading, Addison-Wesley, 1989.

УДК 004.89

Є.В. Буров
Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра інформаційних систем та мереж

ПРОЕКТУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОЇ ІНФОРМАЦІЙНОЇ МЕРЕЖІ З ВИКОРИСТАННЯМ СЕРВІСНО-ОРІЄНТОВАНОГО ПІДХОДУ ТА МОДЕЛЕЙ ВИКОНАННЯ ЗАПИТІВ

Розглянуто та запропоновано структуру і принципи роботи інтелектуального сервісу, керованого моделями. Формальна специфікація сервісу уможливлює адаптацію параметрів інформаційної системи до зміни вимог бізнес-процесів.

General framework and architecture of intellectual model-driven service is proposed. Formal specification of intellectual service is developed for intellectual information networks design.

Постановка проблеми та аналіз останніх досліджень

Однією з найгостріших проблем галузі інформаційних технологій сьогодні є проблема дедалі більшої складності корпоративних інформаційних систем. З розвитком глобальних інформаційних мереж та встановленням зв”язків між окремими бізнес-структурами завдання керування та проектування таких систем виходить далеко за межі простого керування окремою системою. У міру зростання складності проектувальникам стає все складніше встановлювати, налаштовувати та прогнозувати поведінку систем [1].

Одним із способів вирішення проблеми складності є побудова компонентних систем, які інкапсулюють дані та функції. Це відобразилось у парадигмі об’єктно-орієнтованого програму-