

І. Г. Цмоць, Ю.А. Лукашук, В.М. Хавалко
Національний університет “Львівська політехніка”
В.Г. Рабик, Львівський національний університет імені Івана Франка

МОДЕЛІ НЕЙРОПОДІБНОГО ЕЛЕМЕНТА ПАРАЛЕЛЬНО- ПАРАЛЕЛЬНОГО ТИПУ

Abstract. Models of neural elements of parallel-parallel type with direct and tabular formation of macroparticle products have been developed, the main components of such neural elements have been identified, and it has been proposed to adapt the neural elements to the requirements by splitting into conveyor steps of appropriate complexity.

Keywords: neuro element, model, scalar product, activation function, algorithm.

Постановка проблеми

Застосування нейроподібних мереж (НМ) у галузях, де апаратура є бортовою, тобто такою, що возиться, носить, літає і плаває, накладає жорсткі обмеження на габарити, масу, енергоспоживання, вартість та швидкодію. Забезпечити такі обмеження можна шляхом зменшення довжини розрядної сітки, використання фіксованої коми для представлення опрацювання даних, зменшення ємності пам'яті, скорочення переліку використовуваних команд і розрядності адресної шини.

При використанні засобів НМ у системах управління особливо відповідальними об'єктами, розміщеними на великій відстані від людини до них ставляться високі вимоги щодо живучості та надійності, які можна забезпечити шляхом використання НВІС технологій. При орієнтації засобів НМ на НВІС-реалізацію необхідно враховувати кількість виводів інтерфейсу, однорідність структури, кількість і локальність зв'язків. Одним з найтрудомніших етапів при розробці НМ НВІС-засобів є моделювання та відлагодження. Для проведення відлагодження НВІС-засоби повинні бути керованими та забезпечувати спостережуваність і передбачуваність. Керуваність НМ НВІС-засобів повинна зводитися до запуску, зупинки та продовження роботи з будь-якої адреси. Спостережуваність НМ НВІС-засобів передбачає слідування за поведінкою і зміною внутрішніх станів апаратури. Передбачуваність це можливість встановлювати НМ НВІС-засобів у стан, з якого всі наступні стани можуть бути передбачені.

Розробку НВІС-структур нейроподібного елемента паралельно-паралельного типу для синтезу НМ реального часу з високою ефективністю використання обладнання пропонується здійснювати на основі інтегрованого підходу, який ґрунтується на можливостях сучасної елементної бази, охоплює методи, алгоритми і структури апаратних засобів нейромереж, враховує вимоги конкретних застосувань.

У зв'язку з цим особливої актуальності набуває проблема розроблення нових моделей нейроподібного елемента паралельно-паралельного типу, які орієнтовані на апаратну реалізацію та на забезпечення вимог конкретних застосувань.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Аналіз моделей нейроподібних елементів [1-11] показує, що існують існують різні моделі, які відрізняються способами надходження вхідних даних і вагових коефіцієнтів, способами обчислення сигналу постсинаптичного збудження та функції активізації. У роботах [1-9] розглянуті рекурсивні моделі формального нейрона, особливістю яких є наявність обернених зв'язків є невисока швидкодія, яка у значній мірі залежить від розрядності операндів.

Характеристики нейроподібних елементів в значній мірі залежать від підходів до апаратної реалізації операції обчислення скалярного добутку. Проведений аналіз пристроїв обчислення скалярного добутку [1,7], показав, що для його реалізації використовуються як рекурсивні, так нерекурсивні підходи. Структурною особливістю рекурсивних пристроїв є присутність обернених зв'язків. У таких пристроях обчислення скалярного добутку здійснюється за декілька ітерацій, кількість яких визначається алгоритмом формування часткових добутків. Недоліком рекурсивних пристроїв обчислення скалярного добутку є відносно невисока швидкодія. Більшу швидкість мають нерекурсивні пристрої, особливістю яких є відсутність обернених зв'язків.

З аналізу публікацій [1-11] випливає, що досягнути високої швидкодії можна шляхом використання нерекурсивних нейроподібних елементів, в яких використовується розпаралелення процесу формування та підсумовування часткових добутків при обчисленні скалярного добутку.

Мета роботи – розроблення швидкодіючих моделей та алгоритмів роботи нейроподібних елементів паралельно-паралельного типу.

Основна частина

Модель нейроподібних елементів паралельно-паралельного типу з прямим формуванням часткових добутків. При паралельно-паралельному опрацюванні даних у нейроподібних елементах вхідні дані X_j та вагові коефіцієнти W_j ($j=1, \dots, N$, де N – кількість входів даних і вагових коефіцієнтів) подаються одночасно на всі входи нейроподібного елемента двійковим паралельним кодом згідно з формулою:

$$W_j = \sum_{i=1}^n 2^{-i} W_{ji}, \quad X_j = \sum_{i=1}^n 2^{-i} X_{ji}, \quad (1)$$

де W_{ji} , X_{ji} – значення i -х розрядів множників W_j і X_j , n – розрядність множників.

Нейроподібні елементи функціонують відповідно до формули:

$$y = f\left(\sum_{j=1}^N W_j X_j\right), \quad (2)$$

де y – вихідний сигнал нейроподібного елемента, f – функція активації.

З формули (2) випливає, що опрацювання даних у нейроподібних елементах зводиться до виконання таких етапів:

- обчислення скалярного добутку $Z = \sum_{j=1}^N W_j X_j$;
- обчислення функції активації f .

Розроблення паралельно-паралельних алгоритмів обчислення скалярних добутків вимагає подання у базисі елементарних операцій множення. Алгоритми множення діляться на дві групи: з прямим формуванням часткових добутків і з формуванням часткових добутків з використанням попередніх обчислень. Для паралельно-паралельного обчислення скалярного добутку доцільно використовувати такі алгоритми множення з прямим формуванням часткових добутків: з аналізом одного розряду множника та модифікований алгоритм Бута. Множення чисел, що подані двійковим доповняльним кодом, з аналізом одного розряду множника записується так:

$$C = WX = \sum_{i=0}^{n-1} (-1)^{2^i} 2^{-i} W x_i = \sum_{i=0}^{n-1} (-1)^{2^i} 2^{-i} P_i, \quad (3)$$

де n – розрядність множника; x_i – значення i -го розряду множника; P_i – i -й частковий добуток.

З використанням алгоритму множення (3) розробляємо паралельний алгоритм обчислення скалярного добутку, який доцільно звести до інтегральної макрооперації групового підсумовування. Алгоритм обчислення скалярного добутку з використанням алгоритму множення (3) запишеться наступним чином:

$$Z = \sum_{j=1}^N W_j X_j = \sum_{j=1}^N \sum_{i=0}^{n-1} (-1)^{2^i} 2^{-i} P_{ji}. \quad (4)$$

Множення чисел за модифікованим алгоритмом Бута виконується так:

$$C = \sum_{g=1}^r 2^{-2(r-g)} W(x_{2(r-g+1)-2} x_{2(r-g+1)-1} x_{2(r-g+1)}) = \sum_{g=1}^r 2^{-2(r-g)} P_g \quad (5)$$

де $r = \left\lceil \frac{n+1}{2} \right\rceil$, $\lceil \cdot \rceil$ – знак заокруглення до більшого цілого числа, P_g – g -й частковий добуток.

Для кожної g -ї групи розрядів множника $x_{2(r-g+1)-2} x_{2(r-g+1)-1} x_{2(r-g+1)}$ формування P_g часткового добутку здійснюється множенням W_j на

відповідний коефіцієнт K_g . Значення коефіцієнта K_g визначається як сума ваг ненульових цифр групи розрядів множника $x_{2(r-g+1)-2}x_{2(r-g+1)-1}x_{2(r-g+1)}$, де $x_{2(r-g+1)-2}$ має вагу мінус два, а $x_{2(r-g+1)-1}$ та $x_{2(r-g+1)}$ – одиницю, відповідно до виразу:

$$K_g = \begin{cases} 2, \text{ коли } x_{2(r-g+1)-2} = 0, x_{2(r-g+1)-1} = x_{2(r-g+1)} = 1; \\ 1, \text{ коли } x_{2(r-g+1)-2} = 0, x_{2(r-g+1)-1} \neq x_{2(r-g+1)}; \\ 0, \text{ коли } x_{2(r-g+1)-2} = x_{2(r-g+1)-1} = x_{2(r-g+1)}; \\ -1, \text{ коли } x_{2(r-g+1)-2} = 1, x_{2(r-g+1)-1} \neq x_{2(r-g+1)}; \\ -2, \text{ коли } x_{2(r-g+1)-2} = 1, x_{2(r-g+1)-1} = x_{2(r-g+1)} = 0. \end{cases} \quad (6)$$

Операція множення на два реалізується зсувом на один розряд ліворуч, а зміна знаку – інверсією всіх розрядів множеного з наступним додаванням одиниці до молодшого розряду.

Алгоритм обчислення скалярного добутку з використанням за модифікованого алгоритму Бута алгоритму (5) запишеться наступним чином:

$$Z = \sum_{j=1}^N W_j X_j = \sum_{j=1}^N \sum_{g=1}^r 2^{-2(r-g)} P_{jg}. \quad (7)$$

Паралельно-паралельні алгоритми обчислення скалярного добутку за формулами (4) і (7) зводяться до паралельного формування та підсумовування часткових добутків P_{ji} або P_{jg} .

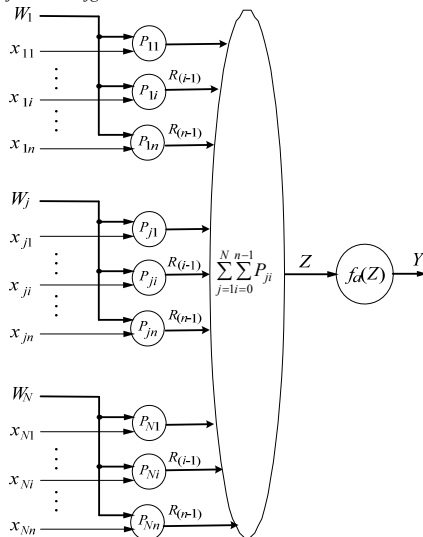


Рис. 1. Модель нейроподібного елемента паралельно-паралельного типу з прямим формуванням часткових добутків

Аналітично модель нейроподібного елемента паралельно-потокового типу з прямим формуванням часткових добутоків записується так:

$$y = (f_a(f_Z(f_{P_{ji}}))) \tag{8}$$

де y – вихід результату; $f_a(Z)$ – функція активації; f_Z – функція групового підсумовування часткових добутоків P_{ji} ; $f_{P_{ji}}$ – функція формування часткових добутоків P_{ji} .

Структуру моделі нейроподібного елемента паралельно-паралельного типу з прямим формуванням часткових добутоків, наведено на рис. 1.

Основними компонентами нейроподібного елемента паралельно-паралельного о типу з прямим формуванням часткових добутоків є: формувачі часткових добутоків P_{ji} , багатовходовий суматор і обчислювач функції активації $f_a(Z)$.

Модель нейроподібних елементів паралельно-паралельного типу з табличним формуванням макрочасткових добутоків. При реалізації нейроподібних структур на основі парадигми "Модель послідовних геометричних перетворень" є можливість попереднього обчислення множників W_i . Тому доцільно розробити паралельний алгоритм обчислення скалярного добутку, коли множники W_i є константами.

Якщо у формулі (4) (алгоритм обчислення скалярного добутку з використанням алгоритму множення з аналізом одного розряду) суму i -х часткових добутоків замінити на i -й макрочастковий добуток P_{Mi} то отримуємо:

$$Z = \sum_{j=1}^N W_j X_j = \sum_{j=1}^N \sum_{i=0}^{n-1} (-1)^{2^{-i}} 2^{-i} P_{ji} = \sum_{i=0}^{n-1} (-1)^{2^{-i}} 2^{-i} P_{Mi} \tag{9}$$

Алгоритм обчислення скалярного добутку за формулою (9) зводиться до паралельного формування та підсумовування n макрочасткових добутоків P_{Mi} із зсувом i -го добутку P_{Mi} відносно $(i-1)$ -го $P_{M(i-1)}$ на один розряд вправо.

У випадку коли W_i є константами, то при обчисленні скалярного добутку за формулою (9), доцільно використовувати таблицю наперед обчислених макрочасткових добутоків P_{Mi} . Формування макрочасткових добутоків P_{Mi} на основі таблиці здійснюється за такою формулою:

$$P_{Mi} = \begin{cases} 0, & \text{якщо } x_{1i} = x_{2i} = x_{3i} = \dots = x_{Ni} = 0 \\ W_1, & \text{якщо } x_{1i} = 1, x_{2i} = x_{3i} = \dots = x_{Ni} = 0 \\ W_2, & \text{якщо } x_{1i} = 0, x_{2i} = 1, x_{3i} = \dots = x_{Ni} = 0 \\ \vdots \\ W_1 + W_2, & \text{якщо } x_{1i} = 1, x_{2i} = 1, x_{3i} = \dots = x_{Ni} = 0 \\ \vdots \\ W_1 + W_2 + \dots + W_N, & \text{якщо } x_{1i} = 0, x_{2i} = x_{3i} = \dots = x_{Ni} = 1 \\ W_1 + W_2 + \dots + W_N, & \text{якщо } x_{1i} = x_{2i} = x_{3i} = \dots = x_{Ni} = 1 \end{cases} \tag{10}$$

Обсяг таблиці, яка необхідна для формування i -о макрочасткового добутку P_{Mi} за формулою (10), визначається так:

$$Q = 2^N \quad (11)$$

Аналітично модель нейроподібного елемента паралельно-паралельного типу з табличним формуванням макрочасткових добутоків записується так:

$$y = (f_a(f_Z(f_{P_{M_i}}))) \quad (12)$$

де y – вихід результату; $f_a(Z)$ – функція активації; f_Z – функція групового підсумовування часткових добутоків P_{M_i} , $f_{P_{M_i}}$ – функція табличного формування макрочасткових добутоків P_{M_i} .

Структуру моделі нейроподібного елемента паралельно-паралельного типу з табличним формуванням макрочасткових добутоків наведено на рис. 2.

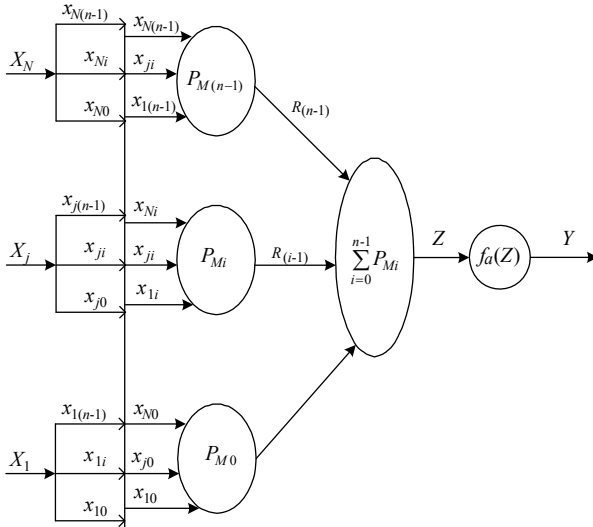


Рис. 2. Модель нейроподібного елемента паралельно-паралельного типу з табличним формуванням макрочасткових добутоків

Основними компонентами нейроподібного елемента паралельно-паралельного типу з табличним формуванням макрочасткових добутоків є: n таблиць для формування макрочасткових добутоків P_{M_i} , n -входовий суматор і обчислювач функції активації $f_a(Z)$. Вибір макрочасткового добутку P_{M_i} з таблиць здійснюється за адресою, яка є i -м розрядним зрізом множників X_1, \dots, X_N .

За режимами роботи нейроподібні елементи паралельно-паралельного типу можуть бути як асинхронними, так синхронними. Особливістю асинхронних нейроподібних елементів є обробка даних без проміжних запам'ятовувань. Для обробки інтенсивних потоків переважно використовуються синхронні нейроподібні елементи, які працюють за конвеєрним принципом.

Висновки

1. Розроблено модель нейроподібного елемента паралельно-паралельного типу з прямим формуванням часткових добутоків, основними компонентами якої є: формувачів часткових добутоків, багатовходовий суматор і обчислювач функції активації, яка зводить операцію обчислення скалярного добутку до операції багатооперандного підсумовування.

2. Розроблено модель нейроподібного елемента паралельно-паралельного типу з табличним формуванням макрочасткових добутоків, у якій операцію обчислення скалярного добутку зводить до операції багатооперандного підсумовування з меншою кількістю операндів у порівнянні з відомими, що забезпечує підвищення швидкодії.

3. Підвищити швидкодію нейроподібних елементів паралельно-паралельного типу можна шляхом розбиття нейроподібних елементів на конвеєрні сходинки, кількість і складність яких визначається вимогами конкретних застосувань.

1. *Д.Д. Пелешко, Р. О. Ткаченко, І. Г. Цмоць, І. В. Ізонін.* Вибрані методи передискретизації цифрових зображень. Монографія. Львів: «ГАЛИЧ-ПРЕС», 2019. – 200 с.

2. *V. Kozhemyako, L. Timchenko, A. Yarovyv,* "Methodological Principles of Pyramidal and Parallel-Hierarchical Image Processing on the Base of Neural-Like Network Systems," *Advances in Electrical and Computer Engineering*, vol.8, no.2, pp.54-60, 2008, doi:10.4316/AECE.2008.02010

3. *Himavathi S., Anitha D., Himavathi S.* Feedforward Neural Network Implementation in FPGA Using Layer Multiplexing for Effective Resource Utilization. *Muthuramalingam A. // IEEE Transactions on Neural Networks*. 2007. Vol.18. No.3. P. 880-888.

4. *Ivan Tsmots, Vasyly Teslyuk, Taras Teslyuk, Ihor Ihnatyev.* Basic Components of Neuronetworks with Parallel Vertical Group Data Real-Time Processing. *Advances in Intelligent Systems and Computing II, Advances in Intelligent Systems and Computing 689.* Springer International Publishing AG 2018. Pp.558-576.

5. *Tsmots Ivan, Skorokhoda Oleksa, Rabyk Vasyly.* Parallel Algorithms and Matrix Structures for Scalar Product Calculation. *Proceedings of 14th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET), Lviv-Slavske, Ukraine, February 20 – 24, 2018*, 144 papers.

6. *Tsmots Ivan, Rabyk Vasyly, Skorokhoda Oleksa.* Hardware Implementation of Sigmoid Activation Functions Using FPGA. 2019 15 th International Conference on the Experience of Designing and Application of CAD Systems (CADSM). Polyana (Svalyava), UKRAINE February 26 – March 2, 2019. Pp. 1/34-1/38.

7. *Tsmots Ivan, Skorokhoda Oleksa, Ignatyev Ihor, Rabyk Vasyly.* Basic Vertical-Parallel Real Time Neural Network Components. *Proceedings of XIIth International Scientific and Technical Conference CSIT 2017. 5-8 September 2017. Lviv, Ukraine – Pp.344-347.*

8. *Цмоць І.Г., Скорохода О.В.* Пристрій для обчислення скалярного добутку. Патент України на корисну модель №66138, 2011, Бюл. №24.

9. *Цмоць І.Г., Скорохода О.В., Теслюк В.М.* Пристрій для обчислення скалярного добутку. Патент України на винахід №101922, 13.05.2013, Бюл. №9.

10. *Цмоць І.Г., Скорохода О.В., Медиковський М.О.* Пристрій для обчислення скалярного добутку. Патент України на винахід №118596, 11.02.2019, Бюл. №3.

11. Цмоць І.Г., Теслюк В.М., Теслюк Т.В., Медиковський М.О., Цимбал Ю.В. Пристрій для обчислення сум парних добутоків. Патент України № 120210, 25.10.2019, бюл. № 20/2019.

<http://doi.org/10.5281/zenodo.3610679>

Поступила 2.09.2019р.

УДК 004.021, 004.942

А.Г.Казарян, аспірант кафедри АСУ, НУ “Львівська політехніка”,
В. М.Теслюк, д.т.н., професор кафедри САПР, НУ “Львівська політехніка”.

РОЗРОБКА МОДЕЛІ КЕРУВАННЯ ПРИЛАДАМИ СИСТЕМИ «РОЗУМНИЙ» БУДИНОК З ВИКОРИСТАННЯМ МЕРЕЖІ ПЕТРІ ТА АЛГОРИТМУ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

Abstract. This article describes the optimization method of smart home systems work presented by models based on Petri nets. The optimizer assumes the usage of artificial neural network trained in accordance with the selected criterion of optimality. An example of the proposed method usage of managing the Petri simulation is described on the second part of the article.

Вступ

У представленій статті описується метод оптимізації роботи систем «розумного» будинку (РБ), представлених моделями на основі мереж Петрі. В якості оптимізатора пропонується застосування навченої штучної нейронної мережі, відповідно до обраного критерію оптимальності. Наводиться приклад використання запропонованого методу управління імітацією мережі Петрі для керування побутовими приладами будинку.

Організація управління складними технічними системами, як правило, передбачає використання імітаційних моделей, які дають можливість попередньо досліджувати систему і виявляти її основні властивості [1]. Використання імітаційних моделей в системах управління обмежується недостатньою гнучкістю мереж Петрі та їхньою нездатністю швидко враховувати умови зовнішнього середовища, які постійно змінюються. Типовий метод оптимізації – використання пріоритетів операцій не дає можливості досить ефективно управляти імітацією мережі. Виходячи з вище викладеного, розробка нових методів оптимізації систем, представлених мережами Петрі, на сьогоднішній день являється актуальним науковим і практичним завданням.

Під час даного дослідження, були проаналізовані попередні роботи використання мереж Петрі, для запровадження у системи «розумного»