4. Проспект на газоанализатор ENOA-C201, (Horiba), Япония.
5. Максименко Ю.Н. и др. Применение элементов волоконной оптики в газоанализаторах // Приборы, средства автоматизации и системы управления. ТС-4 "Аналитические приборы и приборы для научных исследований". – М.: Информприбор. – 1988. – Вып.7. – 37 с.
6. Максименко Ю.Н. и др. Инфракрасные абсорбционные газоанализаторы // Приборы, средства автоматизации и системы управления. ТС-4 "Аналитические приборы и приборы для научных исследований". – М.: Информприбор. – 1990. – Вып.1. – 64 с.
7. Проспект на тестер отходящих газов SGA9111, (Sun), США.
8. Газоанализаторы ГИАМ. Номенклатурный перечень изделий. – Смоленское ПО "Аналитприбор". – 2000. – 75 с.
9. Газоанализатор PGA1000, Astech Ins. США - Intech, 1989, т.36, № 6.
10. Проспект на газоанализатор PSA402, (Servomex LTD), Англия.
11. Проспект на газоанализатор UNOR-6N, (Maichak), Германия.
12. Патент США № 4549080, МКИ G01j1/00 // Газовый анализатор с двумя каналами. L.L. Baskins, J.M. Keene, J.G. Montfort. Опубл. 17.06.83.
13. Шишловский А.А. Прикладная физическая оптика. – М.: Гос. изд. физ-мат литературы, 1961.- 560 с.
14. Максименко Ю.Н. и др. Оптический газоанализатор для одновременного измерения n-компонентов смеси // Основные направления повышения технического уровня газоаналитических приборов. - Сб. научных трудов ВНИИАП.- К -1988.- С.94-104.
15. Максименко Ю.Н. и др. Опыт эксплуатации газоанализатора 305ФА01 на Трипольской ГРЭС // Энергетика и электрификация. – К.- 1993.- Вып.1.- С.13-15.
16. Максименко Ю.Н. Перспективы разработки многокомпонентных газоанализаторов // Рекомендации по снижению вредных выбросов на ТЭС в атмосферу. – М.: СПО Союзтехэнерго. –1990. - С.27-31.
17. Максименко Ю.Н. Многокомпонентный газоанализатор для контроля выбросов на ТЭС // Энергетика и электрификация. – К. – 1992. – Вып.4. – С. 37–38.

Максименко Ю.М. **Багатокомпонентні газоаналізатори.** В статті описані сучасні вітчизняні стаціонарні багатокомпонентні газоаналіза-тори, призначені для безперервного автоматичного контролю викидів шкідливих газів промисловими підприємствами та котлоагрегатами ТЕС.	MaksimenkoY.N. **Multicomponent gas analyzers.** In the article are described modern home stationary multicomponent gas analyzers, which are intended for continuously automatic control of exhaust gases of industrial plants and boiler units of Thermal Power Stations.

Надійшла до редакції
24 червня 2005 року

УДК 621.3.049.77

ЦИФРОВА РЕАЛІЗАЦІЯ АКТИВАЦІЙНИХ ФУНКЦІЙ ШТУЧНОГО НЕЙРОНА

Котенко Ю.В., Закрите акціонерне товариство Всеукраїнський НДІ аналітичного приладобудування (ЗАТ “Украналіт”), м. Київ, Україна

У статті розглянуті основні типи активаційних функцій штучних нейронів, наведено простий метод обчислення сигмоїдальной функції. Запропонований підхід обчислення «класичного»

сигмоїда і цифрова реалізація на FPGA

Вступ

Останнім часом інтелектуальні системи стають поширеним засобом у багатьох технічних і промислових об’єктах. Такі системи володіють здібністю до адаптації відносно об'єкту керування, збурень, зовнішнього середовища, умов роботи тощо [1].

Завдяки своїм здібностям до самоорганізації та навчання, штучні нейроні мережі зараз розглядаються як найперспективніші засоби для інтелектуальних систем управління. Архітектура й функції таких мереж створюються на основі біологічних структур мозку. Нейронна мережа містить безлічі однакових нейроподібних обчислювальних елементів – штучних нейронів (рис. 1), які є нелінійними перетворювачами. Такі властивості нейронних мереж роблять можливим нелінійне перетворення даних, що, у свою чергу, дозволяє реалізувати нові нелінійні алгоритми [2].

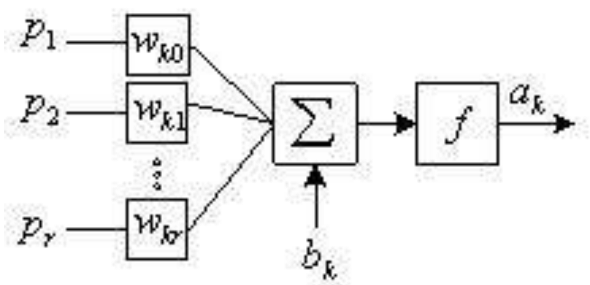


Рисунок 1 – Модель штучного нейрона

де a_k – вихідний сигнал *к*–го нейрона;

f – активаційна функція нейрона;

p_i – вхідні сигнали *к*–го нейрона;

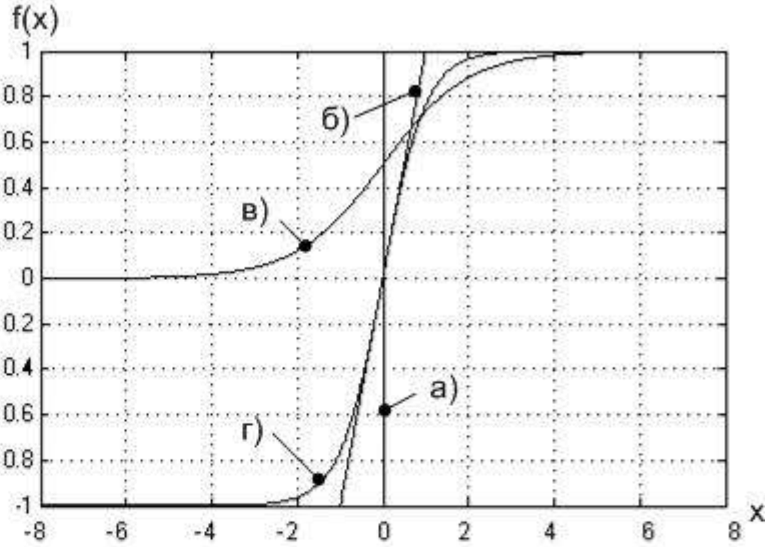
w_{ki} – синаптична вага *к*–го нейрона;

b_k – зміщення *к*–го нейрона.

Не дивлячись на те, що нейронні мережі по своїй структурі є паралельними обчислювачами, більшість додатків нейронних мереж виконується як програмна емуляція на універсальних обчислювальних системах. Нейромережеві алгоритми вимагають значні обчислювальні ресурси. Застосування спеціалізованих обчислювальних засобів з підтримкою паралельних обчислень дає можливість використовувати нейромережеві методи в додатках реального часу. Серед спеціалізованих обчислювачів особливу увагу заслуговує програмована користувачем вентильна матриця (FPGA), що є кристалом з великим числом однотипних логічних блоків і зв'язків між ними. Наявність великого числа логічних блоків і зв'язків, які дозволяють організовувати деяку кількість обчислювальних елементів, є не чим іншим як природний паралелізм. Ця властивість FPGA дозволяє на апаратному рівні організувати структури для реалізації додатків, яким властивий природний паралелізм. Як відомо нейронні мережі є структурами з найяскравіше вираженим паралелізмом.

Постановка проблеми

Однією з проблем, що виникають в процесі цифрової реалізації штучних нейронних мереж, є реалізація активаційної функції нейрона (рис. 2).



а) гранична функція; б) кусково-лінійна функція; в) класична сигмоїдальна функція; г) гіперболічний тангенс.

Рисунок 2 – Найпоширеніші активаційні функції

Приведені вище типи активаційних функцій достатньо просто реалізуються за допомогою аналогових елементів. Наприклад, порогова функція може бути реалізована на основі компаратора; кусково-лінійна функція – на базі повторювача з граничними елементами; нелінійність транзистора або діода використовується для реалізації сигмоїдальной функції.

З огляду на простоту реалізації аналогова має перевагу в порівнянні з цифровою, при якій тільки гранична функція активації може бути точно реалізована, а сигмоїдальні і кусково-лінійна функції реалізуються з деякою точністю, використовуючи апроксимацію. Найскладнішою з погляду цифрової реалізації є сигмоїдальні функції активації.

Аналіз останніх досліджень

Існуючі підходи цифрової реалізації сигмоїдальних функцій використовують різні методи апроксимації, тобто табличний метод, розкладання в ряд Тейлора, кусково-лінійна апроксимація тощо. Але у більшості випадків ці методи достатньо складні для реалізації на логічних елементах. У [3] запропонований метод, що дозволяє швидко й просто обчислювати сигмоїдальні функції.

При використанні цього методу [3] обчислення сигмоїдальной функції вигляду (2) використовується Теорема 1 [3] при виконанні допущень:

– заміна підстави натурального логарифма e на 2,

– заміна $x \in R$ на $n \in Z$

внаслідок яких сигмоїдальна функція набуває вигляду:

$$f(n)^* = \frac{1}{1+2^{-n}}. \qquad (1)$$

У табл. 1 приведені значення $f^{*'}(n)$ у вигляді (2), обчислені за допомогою теореми 1 [3].

$$f(x_3\, x_2 x_1 x_0) = 0.y_1 y_2 y_3 y_4 y_5 y_6 y_7 y_8 y_9 y_{10} y_{11} y_{12} y_{13} y_{14} = \sum_{i=1}^{14} y_i \cdot 2^{-i}. \qquad (2)$$

Як видно з табл. 1 застосування теореми 1 [3] для обчислення сигмоїда виду (1) дає непоганий результат, а для «класичного» сигмоїда – з помилкою не більш 0.21.

Таблиця 1 – Значення сигмоїдальной функції $f^{*'}(n)$

n_{10}	$f(n)$	$f^*(n)$	n_2 $n_2\ x_3\, x_2 x_1 x_0$	$f^{*'}(n_2)_2$ $0.y_1 y_2 y_3 y_4 y_5 y_6 y_7 y_8 y_9 y_{10} y_{11} y_{12}$	$f^{*'}(n)_{10}$
-7	0.000911	0.007752	1111	0.00000001111111	0.0078
-6	0.002473	0.01538	1110	0.00000011111100	0.0154
-5	0.006693	0.0303	1101	0.00000111110000	0.0303
-4	0.01749	0.05882	1100	0.00001111000011	0.0588
-3	0.04743	0.111	1011	0.00011100011100	0.1111
-2	0.1192	0.2	1010	0.00110011001100	0.2000
-1	0.2689	0.333	1001	0.01010101010101	0.3333
0	0.5	0.5	0000	0.00000000000000	0.5
1	0.7311	0.6667	0001	0.10101010101010	0.6666
2	0.8808	0.8	0010	0.11001100110011	0.8000
3	0.9526	0.8889	0011	0.11100011100011	0.8889
4	0.982	0.9412	0100	0.11110000111100	0.9412
5	0.9933	0.9697	0101	0.11111000001111	0.9697
6	0.9975	0.9846	0110	0.11111100000011	0.9846
7	0.9991	0.9922	0111	0.11111110000000	0.9922

Метою роботи є розробка підходу обчислення сигмоїдальной функції, який мав би меншу похибку апроксимації й був не складніше у реалізації ніж відомий метод [3].

Розв'язання проблеми

Значення функції $f^{*}(n)$ (табл.. 1) дають підстави припускати, що існують криві, а також таблиці (за аналогією з таблицею 1), що більш точно описують «класичний» сигмоїд виду (2).

Як один з можливих варіантів одержання апроксимуючої кривої, поклавши в основу вираз:

$$f^{*''}(n) = \sum_{n=-7}^{7} Sn,$$

де S_n – коефіцієнти.

Використовуючи вираз (2) і значення функції $f^{*''}(n)$, отримані в результаті процедури мінімізації, було складено табл. 2, аналогічну табл. 1.

Таблиця 2 – Значення сигмоїдальной функції $f^{*''}(n)$.

n_{10}	$f(n)$	n_2 $x_3\,x_2x_1x_0$	$f^{*''}(n)_2$ $0.y_1y_2y_3y_4y_5y_6y_7y_8y_9y_{10}y_{11}y_{12}y_1$	$f^{*''}(n)_{10}$
-7	0.000911	1111	0.00000000001111	0.0009155
-6	0.002473	1110	0.00000000110010	0.0031
-5	0.006693	1101	0.00000010101100	0.0105
-4	0.01749	1100	0.00000110111100	0.0271
-3	0.04743	1011	0.00010011001000	0.0747
-2	0.1192	1010	0.00101111010010	0.1847
-1	0.2689	1001	0.01100001110100	0.3821
0	0.5	0000	0.10011110001100	0.6179
1	0.7311	0001	0.11010001110001	0.8194
2	0.8808	0010	0.11101110011011	0.9313
3	0.9526	0011	0.11111001101000	0.9751
4	0.982	0100	0.11111100000100	0.9864
5	0.9933	0101	0.11111101001010	0.9889
6	0.9975	0110	0.11111101001000	0.9888
7	0.9991	0111	0.11111101100010	0.9904

Як видно з рис. 4 і з табл. 2 значення помилки $\delta(x)$ не перевищує 0.12.

Висновки

Незважаючи на те що, значення $f^{*''}(n)_2$ (табл. 2) були отримані більш складним шляхом, чим значення $f^{*'}(n_2)_2$ (табл. 1), отримані з допомогою Теореми 1, запропонований вид кривої $f^{*''}(n)$ дозволяє зменшити помилку апроксимації на:

$$\Delta\delta(x) = 0.21 - 0.12 = 0.09$$

У даному випадку, відправною точкою цифрової реалізації сигмоїдальної функції на FPGA є таблиця 1 або таблиця 2, які можна розглядати як таблиці істинності. Одним з можливих варіантів є побудова логічних комбінаційних схем, які реалізують перемикальні функції для кожного y_i представлених у таблиці 2:

$$y_1 = \overline{x_3};$$
$$y_2 = x_1 \cdot \overline{x_3} + \overline{x_1} \cdot x_2 \cdot \overline{x_3} + x_0 \cdot \overline{x_1} \cdot \overline{x_2};$$
$$\vdots$$
$$y_{14} = x_0 \cdot x_1 \cdot x_2 \cdot x_3 + x_0 \cdot \overline{x_1} \cdot \overline{x_2} \cdot \overline{x_3} + \overline{x_0} \cdot x_1 \cdot \overline{x_2} \cdot \overline{x_3}.$$

Використання FPGA, як апаратної платформи штучних нейронних мереж, наразі є найбільш багатообіцяючим і перспективним підходом. Це головним чином зв'язано з досить низькою вартістю, високою продуктивністю, гнучкістю створюваних структур, розвитими засобами проектування[4].

Література:

1. Сигеру Омату, Марзуки Халид, Рубия Юсоф. Нейроуправление и его приложения. – М.: ИПРЖР, 2000. – 272 с.
2. Терехов В.А., Ефимов Д.В., Тюкин И.Ю. Нейросетевые системы управления. – М.: Высшая школа, 2002. – 480 с
3. V. Beiu, J.A. Peperstraete, J. Vandewalle, R. Lauwereins: Close Approximations of Sigmoid Functions by Sum of Steps for VLSI Implementation of Neural.
4. Networks. Scientific Annals (“Al.I. Cuza” Univ., Iassy), accepted for publication (1994).- 20 c.
5. В.Ю. Зотов. Проектирование цифровых устройств на основе ПЛИС фирмы XILINX в САПР WebPACK ISE. М.2003 - 626 с.

Котенко Ю.В. **Цифровая реализация активационных функций искусственного нейрона.** В статье рассмотрены основные типы активационных функций искусственных нейронов, показан простой метод вычисления сигмоидальной функции. Предложен подход вычисления «классического» сигмоида и его цифровая реализация на FPGA.	Kotenko Y.V. **Digital implementation of activation functions of artificial neuron.** In paper the basic types of activation functions artificial neuron are considered, the simple method of calculation sigmoid is shown. The approach of calculation "classical" sigmoid and its digital implementation on FPGA is offered.

Надійшла до редакції
24 червня 2005 року