

УДК 004.272.43

The Realization of Artificial Neural Networks in Nonpositional Value for Automated Control Systems

Viktor V. Vasetsky*

*Military Education and Research Centre of Military-Air Forces
«Military-Air Academy
Named After Professor N.E. Zhukovsky and Yu.A. Gagarin»
54a Starykh Bolshevikov Str., Voronezh, 394064, Russia*

Received 03.04.2016, received in revised form 02.09.2017, accepted 30.11.2017

This article raises the problem of using nonpositional number systems, in particular the system of residual classes, which is a parallel system and provides a level parallelism execution of elementary operations in automated control systems.

Keywords: Nonpositional number system, the system of residual classes, artificial neuron, failover neurocomputer.

Citation: Viktor V. Vasetsky. The realization of artificial neural networks in nonpositional value for automated control systems, J. Sib. Fed. Univ. Eng. technol., 2018, 11(1), 43-47. DOI: 10.17516/1999-494X-0006.

Реализация искусственных нейронных сетей в непозиционной системе счисления для автоматизированных систем управления

В.В. Васецкий

*Военный учебно-научный центр Военно-воздушных сил
«Военно-воздушная академия
имени профессора Н.Е. Жуковского и Ю.А. Гагарина»
Россия, 394064, Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54а*

В данной статье поднимается проблема использования непозиционных систем счисления, в частности системы остаточных классов, которая является параллельной системой и обеспечивает параллелизм на уровне выполнения элементарных операций в автоматизированных системах управления.

© Siberian Federal University. All rights reserved

* Corresponding author E-mail address: vasetsky@inbox.ru

Ключевые слова: непозиционная система счисления, система остаточных классов, искусственный нейрон, отказоустойчивый нейрокомпьютер.

Одним из методов реализации механизма автоматизированных систем управления в современных условиях является использование нейронных сетей.

Для представления и обработки данных в искусственных нейронных сетях (ИНС) могут быть использованы позиционные и непозиционные системы счисления. Позиционные системы традиционны, и для согласования их с ИНС используются искусственные приемы, которые снижают положительные свойства искусственных нейронных сетей, связанные с параллельными вычислениями. Непозиционные системы счисления, в частности система остаточных классов (СОК), – это параллельные системы, они обеспечивают параллелизм на уровне выполнения элементарных операций, т.е. система остаточных классов выступает естественной основой представления данных в ИНС, служащих их новыми свойствами и возможностями. Этот симбиоз жизненно необходим для исследования ИНС, являющихся базой разработки нейрокомпьютеров, функционирующих в системе остаточных классов. Система в остаточных классах – естественная система счисления для кодирования информации в ИНС, так как математические модели системы остаточных классов и искусственных нейронных сетей являются адекватными моделями [5].

ИНС в СОК – это параллельные взаимосвязанные сети простых элементов, которые предназначены для взаимодействия с объектами реального мира таким же образом, как взаимодействуют биологические нервные системы. Такие сети могут выполнять не только задачи, обладающие естественным параллелизмом, но и некоторые сложные и творческие задачи, реализация которых традиционными методами неэффективна. Для повышения эффективности решения задач возникает необходимость использования ИНС, обладающих свойствами, сходными со свойствами человеческого мозга. При сравнении человеческого мозга с современными компьютерами фон Неймана в плане обработки информации можно заметить, что время переключения искусственных нейронов (несколько миллисекунд) примерно в миллион раз медленнее, чем время переключения элементов современного компьютера, но они имеют в тысячи раз большую соединяемость, чем современный компьютер.

Если входы ИНС сетей с их синаптическими весами отождествить с разрядами чисел, представленных в системе остаточных классов, то ИНС станет натуральным представлением СОК. Соединение естественного параллелизма ИНС и системы остаточных классов создает предпосылки для разработки вычислительных средств с массовым параллелизмом. Кроме того, сочетание свойств ИНС и системы остаточных классов не только реализует массовый параллелизм, но и позволяет с новых позиций разрабатывать отказоустойчивые вычислительные средства. Параллельные вычислительные структуры являются идеальной основой для построения устойчивых к отказам нейрокомпьютерных средств сверхвысокой производительности.

Большинство нейронных алгоритмов включает в себя прежде всего повторяющиеся и регулярные операции. Их можно эффективно отобразить в параллельных структурах.

В ИНС все нейроны работают конкурентно, а на вычисление непосредственно влияет знание, зашифрованное в соединениях сети [1, 4, 5]. Искусственные нейроны объединяются

в слое. Слой представляет собой совокупность ИН с единым входным сигналом, не имеющих связей между собой. Соотношение, связывающее вход и выход ИН в слое, записывается в следующем виде:

$$y_m = f_m \left(\sum_{n=1}^N a_{mn} \times x_{mn} + b_m \right), \quad m = \overline{1, M}, \quad (1)$$

где M – число ИН в слое; $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ – входной сигнал слоя ИН; $b = (b_1, b_2, \dots, b_N)$ – вектор смещения, матрица весовых коэффициентов слоя ИН; $f_m(\circ)$ – функция активации m -го ИН

$A = (a_{mn})_{\substack{m = \overline{1, M} \\ n = \overline{1, N}}}$ в слое; y_m – выходной сигнал m -го ИН в слое. Слои ИН могут объединяться в

нейронную сеть. Соотношение вход-выход m -го ИН j -го слоя сети таково:

$$y_{m_j}^j = f_{m_j}^j \left(\sum_{n_j=1}^{N_j} a_{m_j, n_j}^j \times x_{n_j}^j + b_{m_j}^j \right), \quad m_j = \overline{1, M_j}, \quad j = \overline{1, J}, \quad (2)$$

остальные символы имеют те же значения, что и в соотношении (1), и относятся к j -му слою. Между слоями могут быть установлены связи различного вида. В общем случае выход слоя с номером j подается на вход слоя $j+s$ (рис. 1). Связи называют: последовательными, если $s = 1$; перекрестными, если $s > 1$ обратными, если $s < 1$.

Если искусственный нейрон (ИН) каждого слоя имеет единую функцию активации $f_{m_j}^j = f^j(\circ) \quad \forall j$, такую ИНС называют однородной [1, 5].

Вычисления в искусственных нейронных сетях существенно отличаются от традиционных. В силу высокой распараллеленности их можно рассматривать как коллективное явление. В нейронных сетях нет локальных областей, в которых запоминается конкретная информация. Запоминание информации происходит распределенным образом по всей сети путем модификации весов и порогов. Следствием этого служит то, что ИНС практически индифферентна к потере части вычислительных элементов (нейронов) в процессе работы [5].

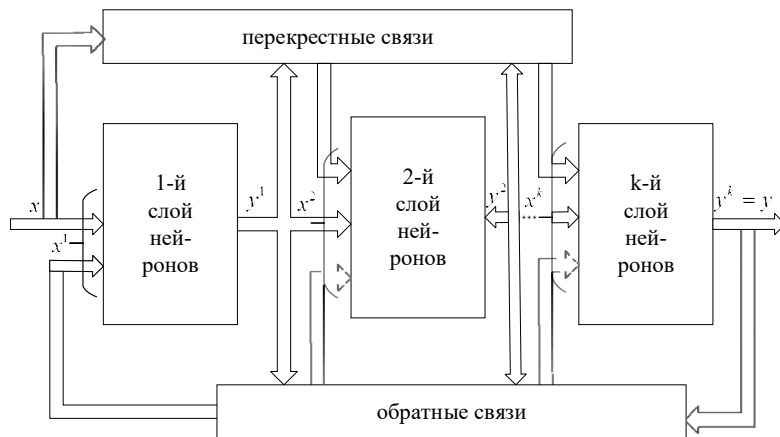


Рис. 1. Многослойная нейронная сеть с перекрестными связями

Fig. 1. Multilayer neural network with cross links

В СОК число X кодируется набором остатков $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ от деления X на заданные $(\alpha_i = |X|_{p_i}, (i = \overline{1, n}))$, модули p_1, p_2, \dots, p_n – основания системы $|X|_{p_i}$, символом обозначается элемент множества $| \circ |_{p_i} = \{0, 1, \dots, p-1\}$ сравнимый с величиной X по модулю p_i . Если основания СОК попарно просты $((p_i, p_j) = 1, i, j = \overline{1, n}, i \neq j)$ то согласно китайской теореме об остатках модулярному коду $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ $(\alpha_i \in | \circ |_{p_i}, i = \overline{1, n})$ соответствует класс вычетов по модулю P , задаваемый сравнением

$$X = \sum_{i=1}^n \alpha_i B_i \pmod{P} = \sum_{i=1}^n \alpha_i B_i - r_X P, \quad (3)$$

где $P = \prod_{i=1}^n p_i, B_i$ – ортогональные базисы СОК; r_X – ранг числа X , показывающий, сколько раз диапазон системы P был превзойден при переходе от представления числа в СОК к его позиционному представлению через систему ортогональных базисов, которые являются константами для заданной системы оснований. Так как сравнения по одному и тому же модулю можно почленно складывать, вычитать и перемножать, то арифметические операции в кольце вычетов по модулю P сводятся к соответствующим операциям над одноименными цифрами модулярного кода операндов по модулям p_1, p_2, \dots, p_n , т.е. выполняется по правилу

$$|A \circ B|_P = (|\alpha_1 \circ \beta_1|_{p_1}, |\alpha_2 \circ \beta_2|_{p_2}, \dots, |\alpha_n \circ \beta_n|_{p_n}), \quad (4)$$

где A и B имеют соответственно модульные коды $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)$ и $(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n)$, $\circ \in \{+, -, \times\}$.

По принципу построения СОК каждый остаток $\alpha_i \in | \circ |_{p_i}, (i = \overline{1, k})$ несет информацию обо всем исходном объекте G , описываемом информационном кодом $X_l (l = \overline{1, P})$ а диапазон представляемых кодовых комбинаций (чисел X_l) определяется как $(0, P-1)$.

Нейронные вычисления – это проблема для любого уровня последовательных и параллельных ЭВМ. Для каждого вида вычислительной системы нейронные вычисления – проблема супервычислений, проблема достижения большей производительности при тех же ресурсах.

Для эффективных нейровычислений необходимо как можно быстрее выполнять операции перемножения с суммированием результатов, что и обуславливает целесообразность применения СОК в нейросетевых алгоритмах.

С одной стороны, появляется необходимость использования модульных кодовых конструкций в нейрокомпьютерных вычислительных средствах для повышения их отказоустойчивости и ускорения нейрообработки. С другой стороны, в полной мере эффективная реализация СОК может быть достигнута за счет использования адаптивных свойств самих нейронных сетей [2, 3, 5].

Предпосылкой к созданию нейрокомпьютерных вычислительных средств на основе аппарата системы остаточных классов является семантическое сходство математических моделей нейронных сетей и системы остаточных классов:

1. Математической модели СОК и формального нейрона

$$X = \sum_{i=1}^n \alpha_i B_i \pmod{P} = \sum_{i=1}^n \alpha_i B_i - r_X P \leftrightarrow y = f\left(\sum_{n=1}^N x_n \times a_n + b\right). \quad (5)$$

2. Математической модели СОК и перцептронов (простейших многослойных ИНС)

$$X = \sum_{i=1}^n \alpha_i B_i \pmod{P} = \sum_{i=1}^n \alpha_i B_i - r_X P \leftrightarrow y_{m_j}^j = f_{m_j}^j \left(\sum_{n_j=1}^{N_j} x_{n_j}^j \times a_{m_j, n_j}^j + b_{m_j}^j \right).$$

Таким образом, реализация искусственных нейронных сетей в непозиционной системе счисления для автоматизированных систем управления заключается в реализации арифметики СОК в нейросетевом логическом базисе. Структура алгоритма обработки данных, представленных в системе остаточных классов, как и структура ИНС, обладает естественным параллелизмом, что позволяет использовать ИНС в качестве формального аппарата описания алгоритмов. Кроме того, алгоритмы с ярко выраженным естественным параллелизмом, например обработка сигналов, не используют режима обучения, вместе с тем органически вписываются в нейросетевую логический базис [1]. С этой точки зрения алгоритмы модулярных вычислений соответствуют алгоритмам вычислений с помощью базовых процессорных элементов (искусственных нейронов). По этой причине схемы в СОК адекватны схемам на основе нейросетевого базиса. Искусственные нейронные сети и основные модулярные структуры представляют собой коннекционные устройства, полученные последовательным соединением между собой базовых элементов. Нейронные и модулярные образования будут послойно определены, если задан алгоритм соединения базовых элементов. Аппаратная реализация ИНС, функционирующих в СОК, характерна и для нейроподобных образований, которые обладают максимальным естественным распараллеливанием и служат базой для разработки нового класса вычислительных структур.

Список литературы

- [1] Галушкин А.И. *Теория нейронных сетей*. М., ИПРЖР, 2000 [Galushkin A.I. *The theory of neural networks*. М., IRRZHR, 2000 (in Russian)].
- [2] Головкин В.А. *Нейронные сети: обучение, организация и применение*. М., ПРЖ. 2001 [Golovko V.A. *Neural networks: training, organization and application*. М., PRJ. 2001 (in Russian)].
- [3] Горбань А.Н. *Обучение нейронных сетей*. М., СП ПараГраф. 1995 [Gorban A.N. *Training neural networks*. М., JV ParaGraph. 1995 (in Russian)].
- [4] Круглов В.В., Борисов В.В. *Искусственные нейронные сети. Теория и практика*. М., Горячая линия телеком. 2001 [Kruglov V.V. and Borisov V.V. *Artificial neural networks. Theory and practice*. М., Hot line by telecom. 2001 (in Russian)].
- [5] *Нейрокомпьютеры в остаточных классах*; ред. А.И. Галушкин, Н.И. Червяков. М., Радиотехника. 2003 [Neurocomputers in the residual classes; Ed. A.I. Galushkin, N.I. Chervyakov. М., Radio engineering. 2003 (in Russian)].
- [6] Червяков Н.И. Отказоустойчивые непозиционные процессоры, *Управляющие системы и машины*. 1988. (3) [Chervyakov N.I. Fault-tolerant non-position processors, *Control systems and machines*. 1988. (3) (in Russian)].