

## ПРИМЕНЕНИЯ НЕПОЗИЦИОННОГО НЕЙРОКОМПЬЮТЕРА В РАЗВИТИИ ОБЩЕСТВА

Одним из наиболее перспективных направлений развития вычислительной техники, удовлетворяющих требованиям реформирования образования и науки, являются нейροкомпьютерные технологии, основой которой являются искусственные нейронные сети.

Для представления и обработки данных в нейροкомпьютерах могут быть использованы позиционные и непозиционные системы счисления [1]. Позиционные системы являются традиционными и для согласования их с нейронными сетями используются искусственные приемы, которые снижают положительные свойства нейронных сетей, связанные с параллельными вычислениями. Непозиционные системы счисления, в частности, система остаточных классов, является параллельной системой и обеспечивает параллелизм на уровне выполнения элементарных операций, т.е. система остаточных классов является естественной основой представления данных в нейронных сетях, обеспечивая их новыми свойствами и возможностями [3]. Сочетание свойств нейронных сетей и системы остаточных классов реализуют не только массовый параллелизм, но и позволяют с новых позиций разрабатывать отказоустойчивые вычислительные средства. Параллельные вычислительные структуры являются идеальной основой для построения устойчивых к отказам нейροкомпьютерных средств сверхвысокой производительности.

Разработка эффективных методов вычислений в системе остаточных классов (СОК) требует специальной организации вычислительного процесса. В работе [2] представлена вычислительная модель для реализации модулярной арифметики в нейросетевом логическом базисе, основу которой составляет метод понижения разрядности числа, рассмотрен общий подход формирования архитектуры нейронной сети конечного кольца (НСКК).

Основой алгоритмов арифметики СОК в цифровой обработке сигналов является операция свертки

$$|X|_p = \left| \sum_{i=0}^{n-1} 2^i | \{x\}^{[i]} \right|_p, \quad (1)$$

где  $|\bullet|_p$  – операция определения остатка по модулю  $p$ ;  $i=0, 1, 2, \dots, n-1$  – номер разряда;  $\{x\}^{[i]}$  – оператор извлечения  $i$ -го разряда двоичного представления  $X$ .

Итеративный алгоритм вычислительной модели (2) выглядит следующим образом

$$|X(j+1)|_p = \left| \sum_{i=0}^{\lfloor \log_2 X(j) \rfloor} 2^i | \{x(j)\}^{[i]} \right|_p, \quad (2)$$

где  $j$  – номер итерации.

При некотором количестве повторений, алгоритм (1) гарантированно приводит к конечной форме, которая будет сравнима по модулю с начальным значением  $X$ . Конечная форма  $X(j)$  может быть больше основания  $p$ , но такой же разрядности.

Структура итеративной нейронной сети конечного кольца, построенная на основании вычислительной модели (2) показана на рис. 1. Сеть состоит из двух слоев. Первый слой (сборный) предназначен для получения бинарной информации и извлечения  $i$ -го разряда двоичного представления  $X$ . Количество нейронов в слое определяется разрядностью обрабатываемых данных. Вторым слоем (вычислительный) состоит из одного нейрона и реализует вычислительную модель (2). Веса синаптических связей предварительно рассчитываются из равенства

$$w_i = \left| 2^i \right|_p, \quad (3)$$

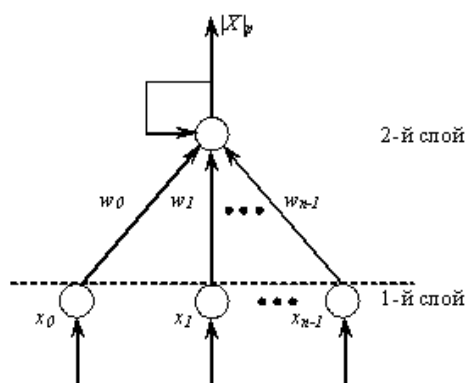


Рис. 1. Архитектура итеративной нейронной сети конечного кольца

Алгоритм функционирования итеративной НСКК представлен на рис. 2.

К недостаткам итеративной нейронной сети построенной по принципу рекуррентной редукции следует отнести:

1. Необходимость проверки условий окончания процесса итерации по контролю знака полученной разницы в операции вычитания, что значительно снижает быстродействие системы.

2. Коэффициент использования оборудования на каждой последующей итерации снижается, так как разрядность преобразуемых данных постепенно уменьшается и часть нейронов первого слоя сети просто не используется.

3. В системе с обратными связями необходимо обеспечить условия устойчивости. Так, если в нейронной сети один из весовых коэффициентов каким-то образом изменится и станет равным  $w_i > 2^i$ , то вместо редукции и уменьшения разрядности преобразуемых данных может возникнуть обратный эффект.

4. При достаточно большой размерности входных данных количество итераций может быть достаточно большим, что снижает быстродействие системы в целом.

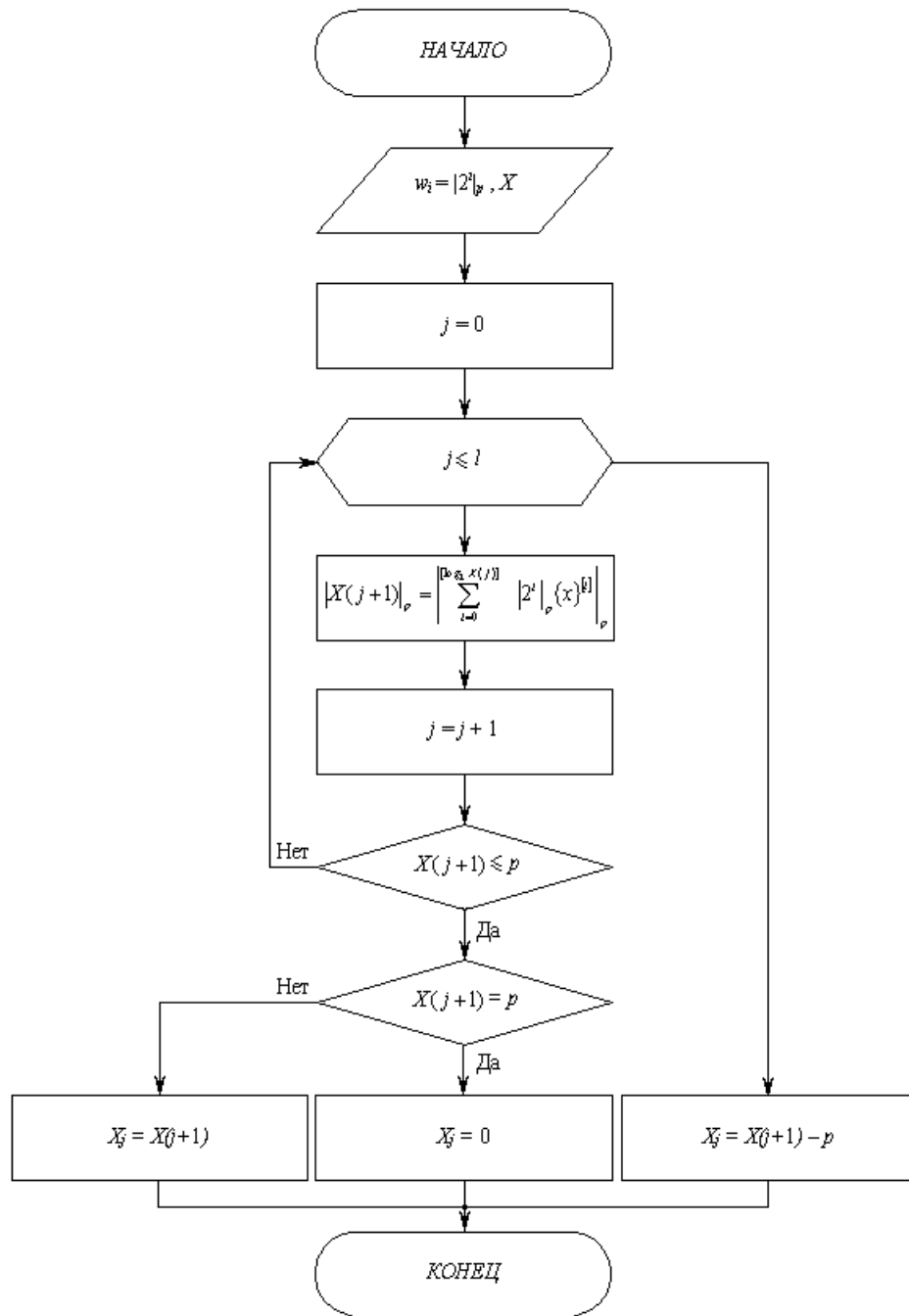


Рис. 2. Алгоритм функционирования итеративной нейронной сети

Указанные недостатки можно устранить отказавшись от обратных связей и реализовать обработку данных на нейронной сети прямого распространения (рис. 3).

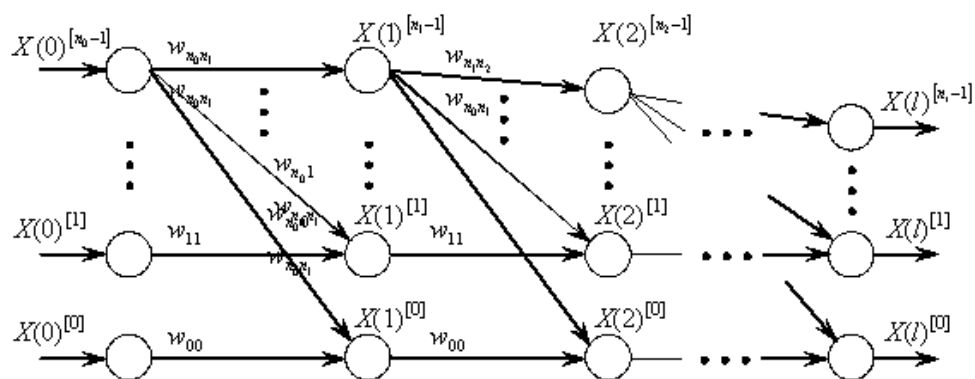


Рис. 3. Структура модулярной нейронной сети прямого распространения

Модулярная нейронная сеть прямого распространения, реализующая итеративный алгоритм (2), состоит из  $l$  слоев, определяемых необходимым количеством итераций для преобразования числа  $X$  к разрядности модуля  $p$ . Количество нейронов каждого слоя определяется разрядностью обрабатываемых данных на итерации, соответствующей номеру слоя. Синаптические веса  $w_{ij}$ , связывающие  $i$ -й нейрон с  $j$ -м нейроном следующего слоя определяются из выражения (3).

Рассмотренная нейронная сеть реализует параллельно-конвейерный принцип организации вычислений, так как вычисления и преобразование данных происходит последовательно от слоя к слою.

Таким образом, итеративная нейронная сеть конечного кольца и модулярная нейронная сеть прямого распространения реализуют нейросетевой алгоритм модулярной арифметики. Нейроны являются базовыми процессорными элементами с характеристиками оператора по модулю и отличаются от обычных нейронов с нелинейными характеристиками, которые используются при обучении и в устройствах нейронной ассоциативной памяти. При соответствующей аппаратной реализации, представленные модели могут быть использованы в непозиционном нейрокомпьютере. Это, с нашей точки зрения, позволит найти компромисс в осуществлении обменных операций между точностью, надежностью и скоростью вычислений в перспективном развитии ЭВМ.

## Литература

1. Червяков Н.И., Сахнюк П.А., Шапошников А.В., Макоха А.Н. Нейрокомпьютеры в системе остаточных классов. – М.: ИПРЖР, 2003. – 306 с.
2. Ткачук Р.В., Горденко Д.В., Павлюк Д.Н., Малофей А.О. Активная безопасность на основе криптографического мультинейропроцессора обработки данных. // Известия высших учебных заведений. Северо-Кавказский регион. – Новочеркасск: РГУ, 2007. С.17-18.
3. Калмыков И.А., Щелкунова Ю.О., Гахов В.Р., Горденко Д.В. Модель и структура нейронной сети для реализации цифровой обработки сигналов в расширенных полях Галуа. // Самара, 2003. – С. 149.