

АНАЛИЗ МЕТОДОВ И СРЕДСТВ ОБРАБОТКИ ВЕКТОРНЫХ МАССИВОВ ДАННЫХ В НЕЙРОСТРУКТУРАХ

ANALYSIS OF METHODS AND TOOLS FOR PROCESSING VECTOR DATA ARRAYS IN NEUROSTRUCTURES

**O. Makeeva
S. Krasnikov
S. Nikolaeva**

Summary: The article presents a review of methods and tools for processing vector data arrays in neurostructures by the example of neural chips. Particular attention is paid to the method based on the principle of difference-slice. A mathematical model for difference-slice processing of vector data is formalized separately. The peculiarities of using KVP-transformation for data analysis that allows to increase the speed of processing the incoming signals and to avoid additional errors in the results are also described.

Keywords: vector data, intelligent analysis, processing, neural network, neural network, difference slices.

Макеева Оксана Валерьевна

Кандидат технических наук, доцент,
«МИРЭА — Российский технологический университет»
makeeva-oks@yandex.ru

Красников Степан Альбертович

Доктор технических наук, профессор,
«МИРЭА — Российский технологический университет»
skrasnikov@gmail.com

Николаева Светлана Владимировна

Доктор технических наук, профессор,
«МИРЭА — Российский технологический университет»;
Профессор, Национальный исследовательский
университет «Московский энергетический институт»
snikolaeva@yandex.ru

Аннотация. В статье представлен обзор методов и средств обработки векторных массивов данных в нейроструктурах на примере нейронных чипов. Особое внимание уделено методу, основанному на принципе разностных срезов. Отдельно формализована математическая модель разностно-срезной обработки векторных данных. Также описаны особенности использования KVP-преобразования для анализа данных, которое позволяет повысить быстродействие обработки поступающих сигналов и избежать дополнительной погрешности в полученных результатах.

Ключевые слова: векторные данные, интеллектуальный анализ, обработка, нейроструктура, нейронная сеть, разностные срезы.

В современном мире в результате постоянно растущего информационного потока формируются огромные базы данных. При нынешних темпах ежедневно создаётся 2,5 квинтиллиона байт данных, но эти темпы еще более ускоряются с ростом Интернета вещей (IoT). Только за последние два года было создано 90 % всех данных в мире [1].

В данном контексте актуализируется задача обработки накапливаемой информации и выявления в ней скрытых закономерностей.

В то же время очевидно, что статистические методы уже не способны адекватно обрабатывать и анализировать большие массивы данных.

Благодаря современным технологиям значительный информационный потенциал этих данных может быть раскрыт с помощью технологий интеллектуального анализа. Интеллектуальный анализ данных представляет собой процесс поиска пригодных для использования сведений в больших наборах данных. Ярким примером технологий интеллектуального анализа являются нейронные сети. В связи с тем, что стремительное развитие компьютерных технологий создаёт предпосылки для появления нейрокомпьютеров, которые, согласно прогно-

зам экспертов в области искусственного интеллекта, будут перерабатывать информацию, руководствуясь теми же принципами, что и человеческий мозг, то заинтересованность нейросетевыми технологиями постепенно охватывает всё более широкий круг пользователей [2].

За последнее десятилетие разработан широкий спектр аппаратного обеспечения нейронных сетей (АОНС). Также было обнаружено, что АОНС перспективен в некоторых специализированных применениях, таких как обработка изображений, синтез и анализ языка, распознавание образов. Особую популярность получили нейрочипы. Их разработкой занимаются производители во многих странах мира, причём большинство из них на сегодняшний день ориентировано на закрытое использование (т.е. для конкретных специализированных управляющих систем).

Таким образом, изучение особенностей многооперандной обработки массивов данных с использованием нейроструктур, в том числе нейрочипов, имеет на сегодняшний день высокую актуальность и значимость, что и обуславливает выбор темы данной статьи.

Весомый вклад в развитие современного интеллектуального анализа данных и исследования свойств ней-

ронных сетей сделали такие учёные, как Зеленков Ю.А., Анисичкина Е.А., Велигура А.В., Мусаева Э.К., Будникова И.К., Плетенева Е.В.

Особенности организации параллельного многооперандного суммирования массива чисел рассматриваются Абросимовым К.М., Гнидко К.О., Пальмовым С.В., Диязитдиновой А.А., Артюшкиной Е.С.

Однако, несмотря на имеющиеся труды и наработки, открытыми остаются вопросы, связанные с усовершенствованием существующих и разработкой новых методов обработки векторных массивов данных.

Цель статьи заключается в рассмотрении особенностей методов и средств обработки векторных массивов данных в нейроструктурах.

Рассмотрим метод, основанный на принципе разностных срезов.

Математическая модель разностно-срезной (РС) обработки векторных данных имеет следующий вид. Начальными данными при РС обработке является n -мерный вектор a_0 с элементами $a_{i,0}$. Как результат выполнения ассоциативных операций над элементами вектора a_0 необходимо отсортировать его элементы $a_{i,0}$ при возрастании их числовых значений и определить их ранги при этом же условии [3].

Разностным срезом называют вектор $a_j (j = \overline{1, N})$, элементы $a_{i,j} (i = \overline{1, n})$ которого формируются как разница между соответствующими элементами $a_{i,j-1}$ предварительного разностного среза a_{j-1} и внутренним пороговым элементом q_j .

Первоначальный вектор a_0 следует рассматривать как начальный разностный срез, а сформированные в процессе итерационной обработки векторы $a_j (j = \overline{1, N})$ как промежуточные, где N — число циклов РС обработки. Внутренний пороговый элемент q_j в течение j -го цикла является постоянной величиной и формируется по определённому правилу. Для РС обработки принято, что внутренний пороговый элемент q_j равен значению минимального элемента $a_{i,j-1}$ вектора a_{j-1} .

Далее введём следующие обозначения: $com a_{j-1}$ — общая часть элементов вектора a_{j-1} и $dif a_{j-1}$ — разностный срез, сформированный из элементов вектора a_{j-1} .

Тогда базовые соотношения РС обработки для вектора a_{j-1} можно записать следующим образом:

$$com a_{j-1} = \min \{ a_{i,j-1} \}_{i=1}^n = q_j,$$

$$dif a_{j-1} = a_{j-1} - com a_{j-1} = \{ a_{i,j-1} - q_j \}_{i=1}^n = a_j.$$

В процессе РС обработки на базе прямого SM-преобразования можно сформировать матрицу бинарных масок F с элементами $f_{i,j}$ вида

$$f_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{если } a_{ij} \geq 0, \\ 0, & \text{если } a_{ij} < 0. \end{cases}$$

Схематически на рис. 1 приведены соотношения между разностными срезами a_0 и a_1, \dots, a_n матрицей бинарных масок F и вектором внутренних пороговых элементов $q = \{q_1, \dots, q_n\}$ и вектором рангов r . Для примера на рис. 1 выбран случай, когда все n элементы $a_{i,0}$ начального вектора a_0 различны по числовому значению и не являются нулевыми. В этом случае число циклов N при РС обработке равно $O(n)$.

Именно использование сформированных в процессе РС обработки элементов q_j вектора внутренних порогов q и числовых данных строк матрицы бинарных масок F позволяет реализовать такие ассоциативные операции, как сортировка элементов начального вектора a_0 и определение их рангов при условии возрастания числовых значений [4].

Для сортировки элементов $a_{i,0}$ начального вектора a_0 можно использовать соотношение вида

$$a_{i,0}^s = \sum_{j=1}^i q_j,$$

где $a_{i,0}^s$ — i -й элемент в отсортированном векторе a_0^s .

Для определения рангов r_i элементов $a_{i,0}$ начального вектора a_0 целесообразно использовать соотношение

$$r_i = \sum_{j=1}^n f_{i,j}.$$

Особенности формирования РС также позволяют реализовать пороговую обработку в процессе параллельного суммирования. Это определяет возможность одновременного выполнения двух операций: суммирования массива чисел и сравнения текущих результатов суммирования с порогом p для определения факта превышения порога или равенства ему конечной суммы.

Пороговый нейрон, который является элементом входного слоя, предназначенного для информационного приёма в многослойной нейронной сети, выполняет простейшую пороговую функцию

$$S = \sum_{i=1}^m x_i w_i \geq p,$$

где x_i — входные сигналы или элементы входного векторного массива, w_i — вес, p — порог обработки.

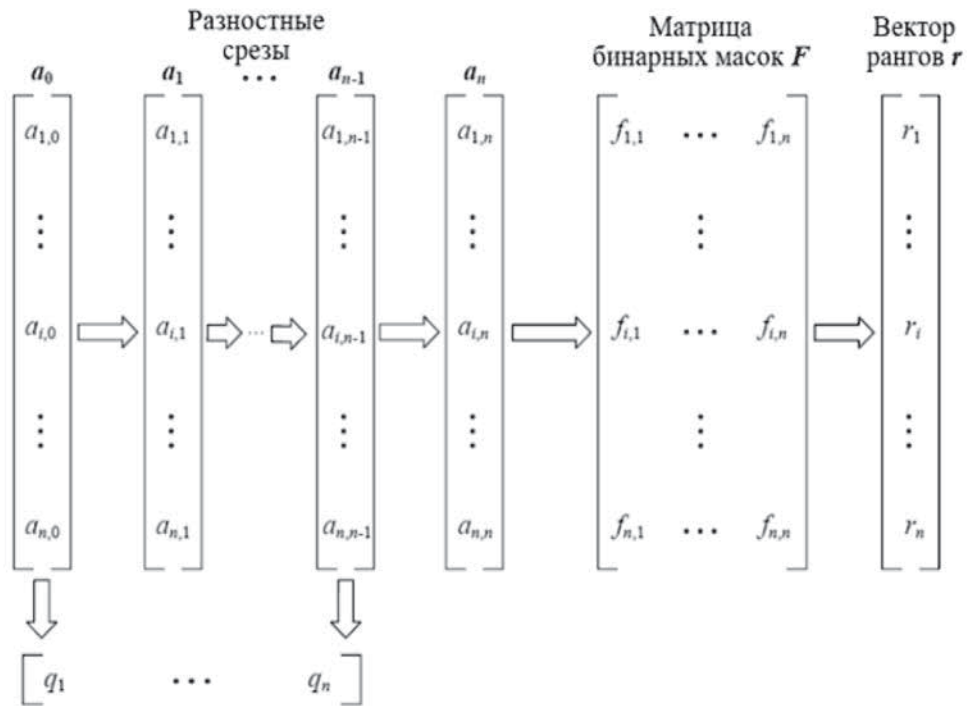


Рис. 1. Схематическое отображение процесса обработки векторных массивов данных в нейроструктурах по разностным срезам

Математическая модель пороговой параллельной обработки с использованием РС имеет следующий вид:

$$y = \begin{cases} 1, & \text{если } \sum_{i=1}^n a_i \geq p, \\ 0, & \text{в противоположном случае,} \end{cases}$$

где y — итоговый сигнал, a_i — i -й элемент первоначального векторного массива, n — число частей в массиве.

На рис. 2 показана структура, моделирующая нейрон на два входа, у которого выходной сигнал y принимает значение 1, если выполняется вышеприведённое условие, и 0 в противоположном случае.

Здесь приняты следующие обозначения: x_i — информационные входы, w_i — весовые коэффициенты, p — порог, y — выход, Mul — умножитель, Sum — сумматор, Com — компаратор, Sel — селектор.

Ещё одним перспективным методом обработки векторных массивов данных в нейроструктурах является KVP-преобразование, которое представляет собой логически сложную процедуру, формирующую некоторую универсальную функцию, описывающую данные согласно генерируемому в процессе работы комплексу явно и неявно выраженных признаков [5].

Математическим аппаратом метода KVP-преобразований является математика логико-времен-

ных функций, которые способны воспроизвести зависимость времени от разнообразных характеристик сигналов $T = f(x, y, A, w, \dots)$. При этом есть возможность анализировать функции в процессе обработки. Этот факт значительно повышает быстродействие обработки данных и позволяет избежать дополнительной погрешности в полученных результатах.

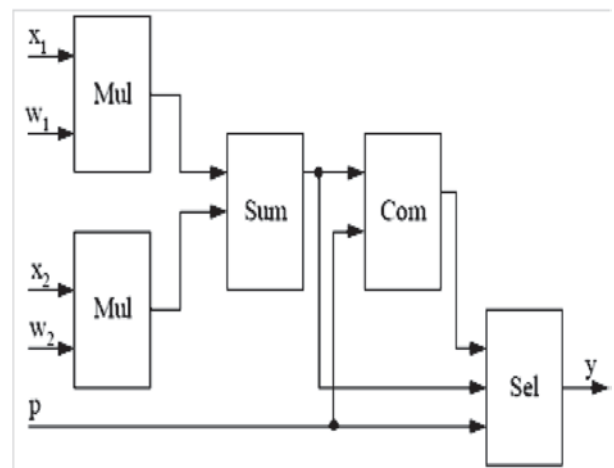


Рис. 2. Модель структуры нейрона на два входа

Модель оптимизации KVP-преобразования по параметру сжатия информации имеет вид

$$\max_t g(t, \tau, n),$$

$$\begin{cases} 0 \leq g(t, \tau, n) \leq 1, \\ g(t, \tau, n) = F_n(t) - F_{n+1}(t), \end{cases}$$

где τ — время срабатывания каждого k -го квантрона, входящего в цепь; $F(t)$ — функция распределения случайной величины τ ; $f(t)$ — плотность распределения случайной величины τ ; $F_n(t)$ — функция распределения случайной величины; $q(t)$ — число всех квантронов, срабатывающих за время t ; $g(t, \tau, n)$ — вероятность того, что $q(t) = n$, т.е. $g(t, \tau, n) = P\{q(t) = n\}$.

Таким образом, на сегодняшний день разработаны мощные и эффективные методы, позволяющие реализовывать многооперандную обработку векторных данных в нейроструктурах, таких как нейрочипы. Эти методы позволяют реализовать сортировку и восстановление элементов первоначального массива, а также совмещение операции взвешенного суммирования и пороговой обработки элементов, что значительно ускоряет вычисления.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ерохин С.Д. Анализ существующих методов снижения размерности входных данных // Т-Сотт: Телекоммуникации и транспорт. 2022. Т. 16. № 1. С. 30–37.
2. Вишняков И.Э. Выявление и кластеризация шаблонных текстов в больших массивах сообщений. // Вестник Московского государственного технического университета имени Н.Э. Баумана. Серия Приборостроение. 2022. № 4 (141). С. 20–35.
3. Дикарев Н.И. Реализация памяти структур данных в векторном потоковом процессоре. // Труды научно-исследовательского института системных исследований Российской академии наук. 2019. Т. 9. № 6. С. 156–160.
4. Бурцев А.А. О проблемах применения векторного сопроцессора для ускорения обработки массивов данных, не выровненных в памяти. // Труды научно-исследовательского института системных исследований Российской академии наук. 2019. Т. 9. № 1. С. 69–82.
5. Дикарев Н.И. Выполнение программы сортировки в векторном Dataflow процессоре. // ИТНОУ: Информационные технологии в науке, образовании и управлении. 2021. № 1 (17). С. 86–91.

© Макеева Оксана Валерьевна (makeeva-oks@yandex.ru), Красников Степан Альбертович (skrasnikov@gmail.com);

Николаева Светлана Владимировна (snikolaeva@yandex.ru).

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»