

# МЕТОДЫ РАСПАРАЛЛЕЛИВАНИЯ И ПРОГРАММНО-АППАРАТНОЙ РЕАЛИЗАЦИИ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Аляутдинов М.А., Галушкин А.И., Назаров Л.Е.

Научный центр нейрокомпьютеров РАСУ ([scn@cnirti.ru](mailto:scn@cnirti.ru)),  
Институт Радиотехники и Электроники РАН ([nazarov@ire.rssi.ru](mailto:nazarov@ire.rssi.ru))

**Аннотация.** В статье представлены результаты анализа методов распараллеливания и программно-аппаратной реализации некоторых моделей НС для обработки изображений. Работа выполнена в рамках проекта № 02-07-90181 ("Применение нейронных сетей для синтеза параллельных алгоритмов обработки космических изображений Земли"), поддержанного РФФИ.

Задачи обработки изображений характеризуются большими объемами входных данных, вычислительной сложностью базовых операций, ограничениями на время обработки и в связи с этим требуют выполнения интенсивных вычислений.

Традиционные однопроцессорные вычислительные комплексы с фон-неймановской архитектурой не могут обеспечить необходимую вычислительную мощность для их решения за допустимое или приемлемое время, задаваемое в качестве ограничений.

В настоящее время параллельная многопроцессорная обработка является одним из основных направлений для обеспечения высокоскоростной обработки цифровых изображений.

Технология параллельных вычислений развивается по 2 направлениям:

-вычислительные системы (ВС) с массовым (преимущественно, крупнозернистым) параллелизмом на базе традиционных процессоров с последовательной системой команд, RISC и сигнальных - процессоров ;

- нейрокомпьютинг - ВС на основе искусственных нейронных сетей (ИНС) с массовым мелкозернистым параллелизмом .

В последнее десятилетие были достигнуты значительные достижения по созданию ВС с параллельной архитектурой первого типа и происходило бурное развитие исследований и разработок по созданию и применения ВС на базе нейросетевых технологий.

причина повышенного внимания к ИНС кроется в присутствии им уникальным потенциальным возможностям выполнения интеллектуальных операций и возможности существенного повышения критерия производительность/стоимость по сравнению с архитектурами традиционных компьютеров, суперЭВМ и вышеназванных параллельных ВС .

Такие возможности последних объясняются наличием у них той ли иной степени функционального и структурного сходства с их биологическими прототипами - естественными (живыми) нейронными сетями мозга.

обработка изображений, получаемых в космических системах дистанционного зондирования земли и мониторинга космического пространства является одним из наиболее актуальных и перспективных направлений практического применения нейросетевых систем обработки информации [1]-[6].

Важно отметить, что большинство задач обработки изображений допускают "естественный" параллелизм вычислений в реализации соответствующих вычислительных процедур в силу специфики представления самого цифрового изображения (как двумерного или многомерного массива чисел). Массовый параллелизм вычислений имеет принципиальное значение для нейрокомпьютеров и является неотъемлемым их свойством. По этой причине обработка изображений в настоящее время стала уже классической областью практического применения нейрокомпьютеров.

В настоящее время насчитывается большое количество разнообразных нейросетевых моделей, классифицируемых по разным признакам. Для решения задач обработки изображений наибольшее распространение получили следующие модели НС: многослойные нейронные сети прямого распространения с алгоритмом обучения ВР; однослойные НС Кохонена; НС с радиально базисной функцией (RBF) ; НС Хопфилда и другие. НС имеют два режима работы : обучения ( настройки ) и исполнения целевой задачи. Режим исполнения требует существенно меньших вычислительных затрат по сравнению с объемом вычислений на фазе обучения НС. НС, предназначенные для решения сложных задач, характеризуются большими размерами, сложной структурой связей, большим объемом обучающего набора данных. Для их настройки (обучения) требуется проведение большого объема вычислений, которые на однопроцессорных вычислителях могут длиться днями и неделями. Ускорение процедур обучения является важнейшей проблемой и задачей при реализации НС. В связи с этим значительные усилия исследователей уделяются разработке методов эффективного распараллеливания и реализации алгоритмов обучения НС. Для распараллеливания НС алгоритма обучения ВР используются

следующие методы: алгоритмический, конвейерный, фрагментацией обучающего набора данных, узловой - нейронный и синаптический.

Основными направлениями реализации НС алгоритмов являются: программные, программно-аппаратные (на базе параллельных компьютеров), аппаратные (электронные и оптические) и на био-молекулярных средах. Принципиальный недостаток программного способа эмуляции НС заключается в невозможности реализации пространственно-временного параллелизма присущего НС. Исследования и разработки методов и средств программно-аппаратной эмуляции НС на параллельных компьютерах наиболее интенсивно проводились в период с конца 1980-х до середины 1990-х годов. На современном этапе главным направлением исследований и разработок в области нейросетевых технологий становится проблематика физической реализации широкомасштабного параллелизма, присущего НС на электронных, оптических и оптоэлектронных аппаратных вычислительных средах. Современные электронные технологии могут обеспечить увеличение быстродействия НС в 100-1000 раз при реализации на цифровых СБИС и в более чем в 10000 раз на аналоговых СБИС по сравнению с реализациями на последовательных машинах [7]. Еще более высокая скорость может быть достигнута на базе оптической технологии и оптоэлектронных элементов. Разработка НС на оптических технологиях вопрос ближайшего, а на био-молекулярных средах – более отдаленного будущего.

В период с 1988 по 1995 г. было проведено большое количество исследований и разработок связанных с программно-аппаратной реализацией алгоритма ВР на параллельных компьютерах. Характер исследований усложнялся по мере совершенствования характеристик параллельных компьютеров: роста масштабности параллелизма и вычислительной мощности, разнообразия и гибкости архитектур.

На ранних этапах прорабатывались вопросы реализации конкретных методов распараллеливания алгоритма ВР (преимущественно основанные на фрагментации обучающего набора данных- training set parallelism или узлового-node) на параллельных компьютерах с различной топологией (систолические массивы, линейные массивы, гиперкубы и др.). Экспериментально исследовались различные характеристики и быстродействие параллельных алгоритмов ВР в зависимости от архитектуры и особенностей среды реализации. Результаты этих разработок привели к выводу о необходимости перехода на гибридные способы, комбинирующего различные схемы распараллеливания.

Гибридный параллелизм является наиболее эффективным методом для ускорения вычислений на параллельных компьютерах. Его эффективность была показана на параллельных компьютерах с различными статическими топологиями связей: дерево, тор, гиперкуб [8],[9]. Были изучены различные подходы к реализации гибридного способа: со статическими (жесткими) и адаптивными (гибкими) конфигурациями. В статье приведены сопоставительные данные по реализации гибридных методов распараллеливания алгоритма ВР на параллельных компьютерах с SIMD и MIMD архитектурами, на транспьютерах, нейрокомпьютерах. Но использование статических конфигураций компьютеров затрудняет оптимизацию гибридного параллелизма из-за топологических ограничений при реализации параллельных алгоритмов ВР.

Применение гибких методов отображения, когда настройка конфигурации вычислительной среды осуществляется с учетом специфики НС прикладной задачи, позволяет увеличить скорость обучения НС в несколько раз по сравнению с реализациями, использующими жесткие унифицированные конфигурации вычислительной среды. В [9] предложен близкий к оптимальному обобщенный метод отображения алгоритма ВР, адаптируемый к НС прикладной задачи. Метод является гибким, комбинирует различные виды параллелизма и конфигурации аппаратных средств для минимизации общего времени обучения.

В статье приведен обзор методов по распараллеливанию НС Кохонена и реализации его на параллельных компьютерах и нейрочипах.

На современном этапе главным направлением исследований и разработок в области нейросетевых технологий является проблематика, связанная с созданием многопроцессорных нейроподобных СБИС и реализацией на них параллельных НС алгоритмов.

Состояние производства современных СБИС и будущих технологий (ультра СБИС-ULSI) обеспечивает возможность реализовать в одной СБИС нейронную сеть или ее фрагмент, проводить обучение и управлять характеристиками нейронной сети. Высокое быстродействие СБИС обеспечивается параллельной работой большого числа связанных между собой мелкозернистых процессоров специальной архитектуры. В настоящее время существует большое количество коммерческих разработок нейрочипов. Аналоговые технологии обеспечивают более высокую плотность размещения на кристалле вычислительных элементов и более высокое по сравнению с цифровыми СБИС быстродействие. Но им присуща меньшая точность вычислений (6-8) бит, пониженная помехоустойчивость, плохая каскадируемость. Колебания значений параметров

---

аналоговых СБИС, вызванных технологическими и температурными факторами, могут привести к несовместимости СБИС при их каскадировании

Цифровые технологии, уступая аналоговой в части плотности размещения элементов на кристалле, обладает преимуществами в части программируемости различных нейросетевых архитектур, обучающих стратегий, долговременности хранения весов в памяти, каскадируемости. Современные цифровые нейрочипы позволяют реализовать нейронную сеть из 10 - 500 нейронов в пределах отдельной СБИС. Это приводит к тому, что на сегодня разработка и применение цифровых нейрочипов, преобладает над аналоговыми.

В статье проанализированы вопросы аппаратной реализации параллельных НС алгоритмов на базе ПЛИС (FPGA), цифровых и аналоговых нейрочипов. Приведены характеристики некоторых коммерческих вариантов цифровых нейрочипов, предназначенных для реализации НС алгоритмов обработки изображений.

В настоящее время реализация НС осуществляется программными, программно-аппаратными и аппаратными способами. Программные способы реализуются на традиционных однопроцессорных ЭВМ. Их достоинством является доступность, гибкость, экономичность. Их принципиальный недостаток заключается в невозможности реализации пространственно-временного параллелизма присущего НС. Программно-аппаратные реализации на базе компьютеров с широко масштабным параллелизмом весьма эффективны для исследований и реализации больших нейронных сетей с большим объемом обучающего набора данных. Их главный недостаток связан с их недоступностью из-за их уникальности и высокой стоимости.

В настоящее время аппаратные средства НС ( на базе ПЛИС и нейрочипов) наиболее перспективны для реализации НС [10].

Требования к выбору программно-аппаратных средств (ПАС) для реализации НС на этапах исследования и прототипирования алгоритмов НС отличаются от требований на этапах их промышленного или коммерческого выпуска. В связи с этим для исследовательских этапов аппаратной реализации НС. алгоритмов целесообразно использование ПЛИС (FPGA). Они доступны, обладают приемлемой стоимостью, гибкими возможностями программного реконfigurирования реализуемой НС, позволяют сократить сроки разработок и являются альтернативой заказным нейрочипам.

Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований. Проект № 02-07-90181

### Литература

1. J.A. Benediktson and al.,1990."Neural Network Approaches Versus Statistical Methods in Classification of Multisource Remote SensingData"..IEEE Trans. on Geosc. and Remote Sensing,vol.28,540-555.
2. G.F. Hepner., 1991."Artificial Neural Network Classification Using Minimal Training Set: Comparaison to Conventional Supervised Classification",Artificial Intelligence ,40,185-231.
3. I.Kanellopoulos and al.,1991," Classification of Remotely-Sensed Images using Multi-layer Perceptron Networks", Artificial Neural Network.
4. F.Hammadi-Mttsmoudi and al.,1995," An Unsupervised Neural Network Classifier and its Application in Remote Sensing "
5. Bastos, W.Nishida. Radial basis function for classification of remote sensing images, IJCNN'99, Washington,July,1999
6. Аляутдинов М.А., Балухто А.Н., Галушкин А.И., Назаров Л.Е . Разработка и исследование нейросетевых методов и алгоритмов обработки аэрокосмических изображений,НКП-2002,Москва, 002.
7. M. Glesner and W. Pochmuller .Neurocomputers.An Overview of Neural networks in VLSI ,Chapman&Hall, 1994.
8. Parallel algorithms for digital image processing ,computer vision and neural networks (I.Pitas,ed.), John Wiley & Sons, 1993.
9. N.Sundarajan and P.Saratchandran , "Parallel Architectures for Artificial Neural Networks ", Computer Society, 1998.
10. Галушкин А.И., Остапенко Г.П. Пути и средства реализации нейросетевых алгоритмов ,VIII Всероссийская конференция " Нейрокомпьютеры и их применение (НКП-2002) ". Труды конференции- , Москва, 2002.