

ИМИТАЦИОННАЯ МОДЕЛЬ АДАПТИВНОЙ ПАРАЛЛЕЛЬНОЙ ПРОЦЕДУРЫ ОБУЧЕНИЯ МОДИФИЦИРОВАННЫХ СЕТЕЙ КОХОНЕНА

Введение. Стремительное развитие информационных технологий обуславливает обработку все большего количества информации с применением вычислительной техники. Важными аспектами в этом плане также являются получение и хранение информации. Из множества способов обработки информации выделяется применение нейросетевых технологий. Для них характерны программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей. Они получили название искусственных нейронных сетей. Главной их особенностью является возможность обучения, что дает преимущества нейронных сетей перед традиционными алгоритмами. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей (так называемых весов) между нейронами. В процессе обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными данными и выходными, а также выполнять обобщение. Иногда для некоторого круга задач (прогнозирование, кластеризация) необходимо выявление скрытых закономерностей. Кластеризация логически продолжает идеи классификации (по имеющимся характеристикам данных происходит разбиение на классы), но в отличие от нее, здесь классы заранее не известны. Одним из методов решения такого рода задач является классический аппарат сетей Кохонена (СК). СК относятся к типу сетей, в которых обучение проходит «без учителя», то есть система самостоятельно выделяет классы по соответствующим им классификационным признакам. СК решают задачи классификации и кластеризации, визуализации многомерных данных, нелинейного проектирования, анализа временных рядов, обработки изображений, распознавания речи и др. Помимо классического варианта аппарата СК существует ряд модификаций, касающийся не только изменения алгоритмов обучения сети, но и самой ее структуры. Эти модификации применяются как для ускорения обучения работы сети, так и для решения проблем, которые возникают при применении классического обучения (к таким относятся граничный эффект и появление «мертвых» нейронов). В традиционном классическом варианте обучение (подача обучающих образов) происходит последовательно, что не слишком согласуется с распределенной обработкой информации в самих СК. Предложен и модифицированный вариант СК [1], в котором предполагается распараллеливание отдельных фаз обучения [2]. Целью настоящей работы является сравнительный анализ и оценка эффективности классического и модифицированного вариантов СК.

Классические сети Кохонена. Отличительными особенностями данного типа сетей являются автоматическая кластеризация и визуализация многомерных данных. Не секрет, что обучение классической сети Кохонена (КСК) носит последовательный характер. Оно состоит из нескольких этапов: инициализации, сравнения весов входного вектора с весами каждого из нейронов, нахождения нейрона-победителя, корректировки весов его и его окружения, предъявления сети следующего входного вектора и т.д. до тех пор, пока сеть не обучится. При инициализации всем нейронам сети присваиваются крайне малые значения, а также выполняется их нормализация. Применение сетей Кохонена предполагает обработку многомерных входных образов и их проецирование на область меньшей размерности с сохранением их топологии. Вследствие этого допустима определенная ошибка аппроксимации. Данная погрешность возникает при определении среднеквадратичного расстояния каждого весового вектора до входного образа.

Как упоминалось ранее, ограничением классического варианта КСК является «поштучная» обработка образов *обучающих выборок* (ОВ): поэлементное (повекторное) предъявление образов и коррекция сенсорного поля после обработки *каждого* из предъявлений. Модифицированные КСК [1, 2] предполагают «пакетную» обработку обучающих образов. Образы предъявляются последовательно и если их воздействия на сенсорное поле не взаимоперекрываются, то результирующая коррекция сенсорного поля осуществляется *после* (и по результатам) предъявления всего «пакета». Матрица результирующей коррекции строится так, что включает в себя все отдельные коррекции, соответствующие предъявленным образам. Достижимый выигрыш эффективности обеспечивается сокращением числа обработок сенсорного поля и обусловлен объемом независимых образов ОВ в «пакете». На рис. 1 представлен алгоритм обучения модифицированной КСК. Массив сенсорного поля заполняется начальными значениями. На начальном этапе обучения подается первый образ ОВ, определяется нейрон-победитель, рассчитываются его соседи (радиус окружения). Координаты нейрона-победителя и его рассчитанного окружения заносятся в массив, предназначенный для коррекции на данном этапе обучения, но в отличие от классического алгоритма, изменение весовых коэффициентов (коррекция сенсорного поля) сразу не производится. Подается очередной образ ОВ и определяется новый нейрон-победитель. Затем определяется расстояния до всех

предшествовавших нейронов-победителей. Если оно меньше допустимого, то данный образ ОВ заносится в новый массив обучающих образов, который будет предъявляться на следующем этапе обучения. Иначе – координаты нейрона-победителя заносятся в коррекционный массив. Обучение на данном этапе происходит до тех пор, пока будут предъявлены все входные образы. Затем сенсорное поле корректируется на основе информации, собранной в коррекционном массиве.

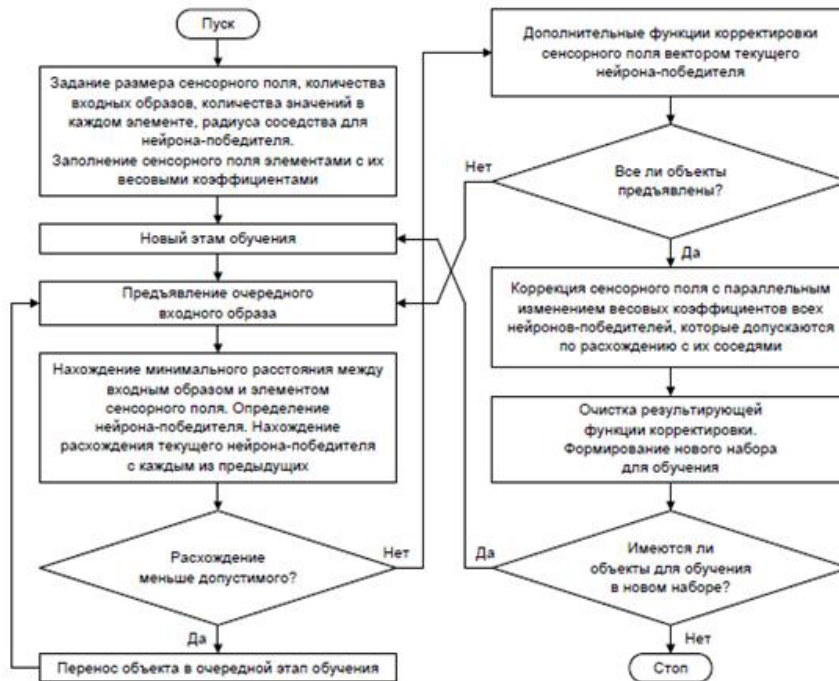


Рис. 1. Блок-схема алгоритма обучения имитационной модели модифицированной самоорганизующейся сети Кохонена

Реализация процедур обучения. Ранее [1] статистическим моделированием был продемонстрирован выигрыш в эффективности по сравнению с классическим вариантом. Реализованная статистическая модель была ограниченной по числу параметров. Так, не были проведены исследования зависимостей эффективности от размера сенсорного поля и длины вектора элемента (нейрона) сенсорного поля. Эти зависимости сняты с разработанной имитационной модели. Модель воспроизводит не только подачу тестового образа, но и внутреннюю логику работы КСК – обработку сигнала. Этим обеспечивается реальная оценка вклада модифицированной части алгоритма в выигрыш по эффективности. Программа разработана на C++ в интегрированной среде Microsoft Visual Studio 2010 в потоковом варианте: данные вводятся из входного текстового документа, результаты выводятся в протокола Анализ и визуализация результатов производятся отдельно от вычислительной части, при обработке протокола. Для реализации модифицированного варианта подключены библиотеки MPI (Message Passing Interface), в частности, блок MPICH.NT. Замеры продолжительности работы программ проведены на программно- аппаратной конфигурации Intel® Pentium® 4 CPU (2 CPUs) 3.00GHz, 2048MB RAM, ATI Radeon HD 5600 Series, Windows 7 Ultimate (x64). На рис. 2 а, б представлены некоторые из полученных результатов для обучения традиционного (а) и модифицированного (б) вариантов СКК в зависимости от размера двумерного массива сенсорного поля, и количества значений (компонентов вектора) каждого элемента (нейрона) массива.

Рассмотрены сенсорные поля с октагональной топологией (8 соседей), только квадратной формы (равенство сторон). Размеры массива задавались в диапазоне от 100×100 элементов до 1000×1000 с шагом 100×100. Количество весовых коэффициентов в каждом элементе массива (нейроне сенсорного поля) задавалось 1, 3, 5 и 10. Количество входных образов (объем обучающей выборки) определялось на уровне 75% от размера стороны массива сенсорного поля. Таким образом, введена нормировка числа тестовых образов в зависимости от размера сенсорного поля и эффективной ширины функции влияния нейрона-победителя (величины радиуса соседства). Этим обеспечено неплотное ограниченное заполнение сенсорного поля.

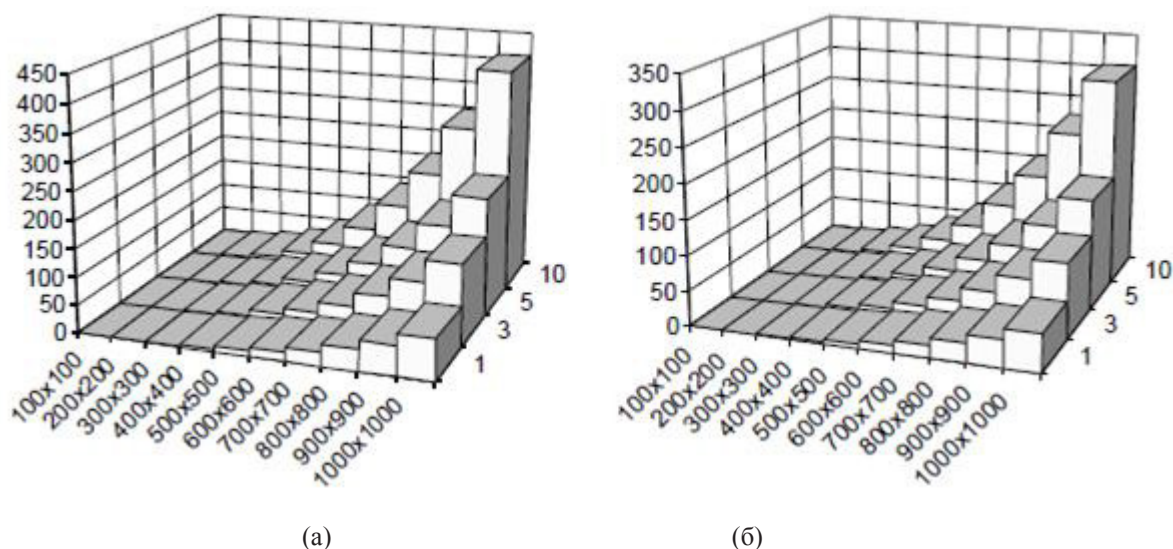


Рис. 2 а, б. Результаты работы программы для обучения традиционного (а) и модифицированного (б) вариантов самоорганизующейся сети Кохонена.

Предварительные прогоны машинного эксперимента показали, что при введенной нормировке количество входных образов (объем заданной обучающей выборки) не оказывает ощутимого влияния на скорость обучения. Непосредственное влияние оказывают только размер сенсорного поля и количество весовых коэффициентов – длины векторов образов. Поэтому основной (полноразмерный) машинный эксперимент спланирован по этим двум параметрам при стандартных (нормированных указанным способом) объемах обучающих выборок. Разумеется, при этом автоматически соблюдается сопоставимость традиционного и модифицированного вариантов КСК для каждой пары значений параметров. То есть графики а и б (рис. 2) – взаимно-сопоставимы. Для каждой из комбинаций параметров замерено время выполнения всей процедуры обучения КСК (вертикальные оси на графиках рис. 2, значения в микросекундах). Полученные двумерные зависимости качественно одинаковы. Различие может быть охарактеризовано вертикальным масштабным коэффициентом порядка 1,3 – 1,4 иллюстрирующим выигрыш в производительности модифицированного варианта КСК по сравнению с традиционным. В остальном, как и предполагалось изначально, зависимости приближенно является квадратичными от размера поля и линейными от длины вектора.

Выводы. Построена имитационная модель адаптивной параллельной процедуры обучения модифицированных самоорганизующихся сетей Кохонена. В ходе проведенных экспериментов были получены результаты, указывающие на эффективность данной модели по сравнению с классическими сетями Кохонена. Выигрыш в производительности обусловлен распараллеливанием фаз обучения модифицированных сетей Кохонена.

ЛИТЕРАТУРА

1. Дяченко В.А., Михаль О.Ф., Руденко О.Г. Сеть Кохонена с параллельным обучением. // Управляющие системы и машины, 2009, № 5, с. 14-18.
2. Дяченко В.А., Михаль О.Ф. Повышение эффективности обучения модифицированной сети Кохонена. // Информатика, математическое моделирование, экономика: Сборник научных статей по итогам Международной научно-практической конференции, г. Смоленск, 22 апреля 2011 г. В 2-х томах. Том 2 – Смоленск: Смоленский филиал АНО ВПО ЦС РФ «Российский университет кооперации», 2011. – С. 90-96.

ДЯЧЕНКО Владислав Александрович – ассистент каф. ЭВМ ХНУРЭ

Научные интересы автора: информационные технологии, искусственный интеллект