

Зіставлені за структурою параметри класичного та модифікованого варіантів навчання карт Кохонена, що самоорганізуються. Проведено порівняльний аналіз швидкості навчання за різноманітними типами вхідних даних

Ключові слова: розподілена обробка даних, карти Кохонена, що самоорганізуються

Сопоставлены по структурным параметрам классической и модифицированной варианты обучения самоорганизующихся карт Кохонена. Проведен сравнительный анализ скорости обучения при различных типах входных данных

Ключевые слова: распределённая обработка данных, самоорганизующиеся карты Кохонена

To the structural parameters of the classical and the modified versions of training Kohonen's self-organizing maps are compared. The comparative analysis of the learning rate for different types of input data is considered

Keywords: distributed data processing, Kohonen's self-organizing maps

АДАПТИВНАЯ ПАРАЛЛЕЛЬНАЯ ПРОЦЕДУРА ОБУЧЕНИЯ САМООРГАНИЗУЮЩЕЙСЯ МОДИФИЦИРОВАННОЙ КАРТЫ КОХОНЕНА

В. А. Дяченко

Аспирант*

Контактный тел. (057) 40-93-54

E-mail: bartleby85@mail.ru

О. Ф. Михаль

Доктор технических наук, доцент, профессор*

Контактный тел. (057) 40-93-54

E-mail: fuzzy16@pisem.net

*Кафедра электронных вычислительных машин

Харьковский национальный университет

радиоэлектроники

пр. Ленина, 14, г. Харьков, 61166

Введение

Важной давно исследуемой междисциплинарной проблемой науки является феномен *сознания*. Тематика исследований по проблемам сознания – широчайшая: от изучения структуры (законов, механизмов работы) до активной реструктуризации (влияния, формирования). Одна из подзадач из этой проблематики – создание *искусственного интеллекта* (ИИ) – решается в рамках информатики и развития средств *вычислительной техники* (ВТ). ИИ давно востребован как усилитель естественного человеческого интеллекта, чем и определяется его актуальность. Развитие ВТ по существу идёт как постоянное соревнование с естественным человеческим интеллектом: новые разработки в ВТ всякий раз явно или неявно сопоставляются с человеческими возможностями. Перспективным направлением ИИ являются *искусственные нейронные сети* (ИНС), которые изначально рассматривались как электронный аналог нейронных структур человеческого мозга. ИНС реализуют распараллеливание и распределённую обработку информации, подобно тому, как это происходит в человеческом мозгу. Важным перспективным классом ИНС являются *самоорганизующиеся карты Кохонена* (СКК), реализующие режим самообучения. В традиционном классическом варианте обучение (подача обучающих образов) происходит последовательно, что не слишком согласуется с распределённой обработкой информации в самих СКК. Предложен и модифицированный вариант СКК [1, 2], в котором

предполагается распараллеливание отдельных фаз обучения [3, 4].

Целью настоящей работы является сравнение возможностей и оценка эффективности классического и модифицированного вариантов СКК.

1. Основные представления

Одним из достоинств аппарата ИНС является возможность получения обоснованного результата на основании данных, ранее не встречавшихся в процессе обучения. Это позволяет радикально сокращать объёмы *обучающих выборок* (ОВ), а следовательно сроки обучения системы. Всякое сокращение объёма ОВ автоматически обеспечивает более экономное расходование системных ресурсов. Важным классом ИНС являются СКК. Их отличительная особенность – автономность: обучение по схеме «без учителя». Внешне, с точки зрения пользователя, это выглядит как процесс, в котором СКК сама «вырабатывает понимания» структуры данных. Результатом работы СКК является разделение данных на кластеры, которые могут далее непосредственно распознаваться пользователем. Таким образом, достоинством СКК является возможность визуализации многомерных данных – снижение размерности набора данных. Совокупность кластеров предстает в пространстве с меньшей размерностью.

Классический вариант СКК подробно изучен [5]. Его ограничением является «поштучная» обработка образов ОВ: поэлементное (повекторное) предъявление

ние образов и коррекция сенсорного поля после обработки *каждого* из предъявлений. Модифицированные СКК [1-3] предполагают «пакетную» обработку обучающих образов. Образы ОВ предъявляются последовательно и если их воздействия на сенсорное поле не взаимоперекрываются, то результирующая коррекция сенсорного поля осуществляется после (и по результатам) предъявления всего «пакета». При этом матрица результирующей коррекции строится так, что включает в себя все отдельные коррекции, соответствующие отдельным предъявленным образам, проявившимся на разных непересекающихся участках сенсорного поля. Достижимый выигрыш эффективности обеспечивается за счёт сокращения числа обработок сенсорного поля и обусловлен объёмом независимых (независимовлияющих) образов ОВ в «пакете».

2. Обучение классических самоорганизующихся карт Кохонена

Рассмотрим вариант СКК с двумерным сенсорным полем – $r \times q$ элементов (нейронов), которые расположены в узлах двумерной решетки. Каждый i, j - й, где: $i \in (1, 2, \dots, r)$; $j \in (1, 2, \dots, q)$ нейрон имеет из p -элементный вектор весовых коэффициентов: $A_{ij} : \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_s, \dots, a_n\}$. Из входного набора данных $V : \{V_1, V_2, \dots, V_k, \dots, V_m\}$ (обучающей последовательности из m образов) векторы того же размера p $V_k : \{b_1, b_2, b_3, \dots, b_s, \dots, b_n\}$ последовательно выбираются и подаются на элементы сенсорного поля, для сравнения. Каждый подаваемый обучающий вектор параллельно (независимо) сопоставляется с каждым из векторов сенсорного поля $V_k \leftrightarrow A_{ij}$.

Для каждого V_k отыскивается весовой вектор сенсорного поля A_{ij} , евклидово расстояние до которого от входного вектора минимально:
$$\min \left(\sqrt{\sum_{s=1}^n (a_s - b_s)^2} \right)$$
. Найденный весовой вектор и весовые векторы нейронов-соседей сенсорного поля подстраиваются по правилу Кохонена, с учётом функции соседства (с убыванием по расстоянию от нейрона-победителя) и функции влияния (с убыванием по номеру обучающего образа) [5]. После того, как обучающий набор данных V предъявлен достаточное число раз, – сенсорное поле прошло обучение на наборе V . При

этом основная масса весовых векторов элементов сенсорного поля центрируется вокруг малого числа векторов – центров кластеризации. В рамках представленной схемы могут быть реализованы различные варианты стратегий обучения СКК. В частности, различия могут быть связаны с кратностью, последовательностью предъявления и предварительной сортировкой (группировкой) образов обучающей выборки. Эффективность процесса обучения существенно варьируется при изменении параметров функций соседства и влияния.

3. Обучение модифицированных карт Кохонена

Параллельность обработки информации сенсорным полем СКК и *последовательный характер* процедуры предъявления образов ОВ не вполне соответствуют друг другу. Сопоставление вектора ОВ с каждым из векторов сенсорного поля $V_k \leftrightarrow A_{ij}$ в принципе реализуемо в виде $r \times q$ *параллельных* независимых процедур (для каждого из $r \times q$ векторов A_{ij}), как это имеет место, например, в сетчатке человеческого глаза. Однако перед сопоставлением предъявление элементов V_k производится последовательно, а после сопоставления так же *последовательно* для каждого V_k производится коррекция сенсорного поля. Снятие данного противоречия посредством модифицирования процедуры обучения СКК потенциально обеспечивает повышает скорость и эффективность обучения. В [1] предложен вариант сокращения времени обучения СКК за счет распараллеливания обработки данных.

На рис. 1 представлен алгоритм обучения модифицированной СКК. Массив сенсорного поля запол-

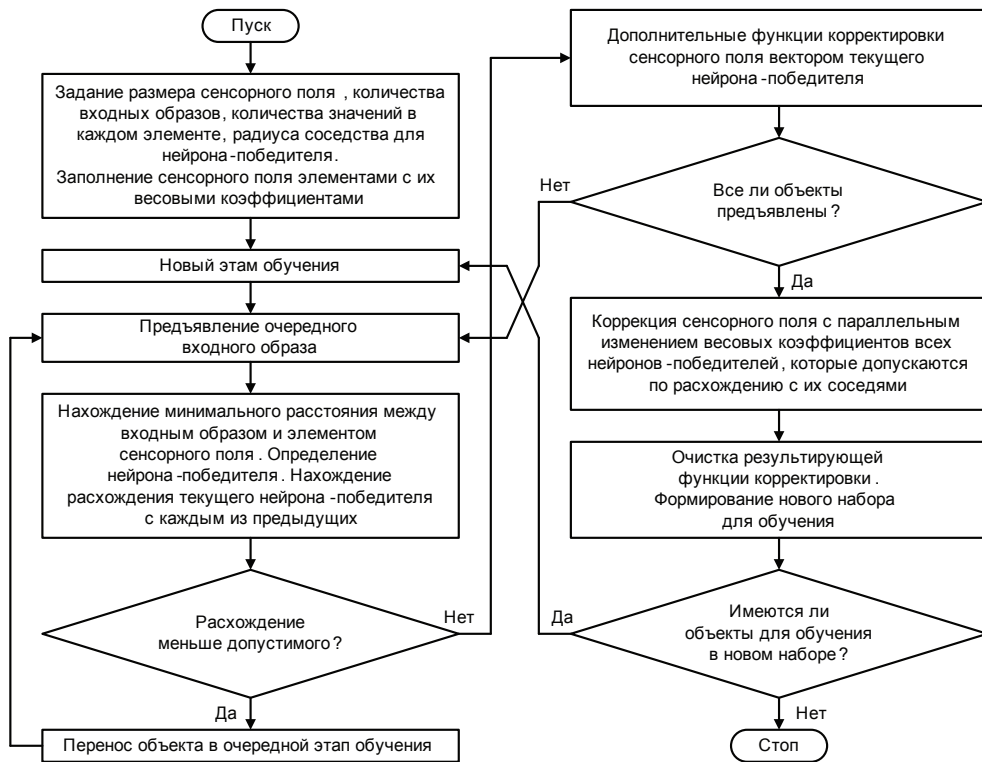


Рис. 1. Блок-схема алгоритма обучения модифицированной самоорганизующейся карты Кохонена

няется 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 из первоначальной ОВ не будут предъявлены все входные образы.

После предъявления всех образов ОВ, сенсорное поле корректируется на основе информации, собранной в коррекционном массиве. Далее начинается следующий (очередной) этап обучения. В качестве ОВ выступает сокращённый массив, состоящий из тех элементов, которые в предыдущем цикле обучения попадали в недопустимую область. Т.е. те элементы, для которых расстояния от текущего нейрона-победителя до предыдущих нейронов-победителей было меньше допустимого. Обучение проходит до тех пор, пока в ОВ не останется входных образов. При этом формируется новая сокращённая ОВ, состоящая из тех образов, которые на текущем этапе попали в недопустимую область.

Обучение СКК считается законченным когда в новой (формируемой) ОВ не оказывается ни одного образа. Это значит что на текущем этапе обучения все образы были однократно предъявлены сенсорному полю, по каждому образу был определён нейрон-победитель и на основе этой информации в конечном счёте были проведены необходимые коррекции сенсорного поля. Повторное (кратное) предъявление ОВ с целью повышения степени обученности СКК (качества обучения) – вопрос стратегии обучения, непосредственно не затрагиваемый рассмотренным алгоритмом.

4. Реализация процедур обучения

Ранее [2] 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 на разработанной *имитационной* модели. Модель воспроизводит не только подачу тестового образа, но и внутреннюю логику работы СКК – обработку сигнала. Этим обеспечивается реальная оценка вклада модифицированной части алгоритма в выигрыш по эффективности.

Модельное программное обеспечение разработано на языке C++ в интегрированной среде разработки приложений Microsoft Visual Studio 2010. Реализован

поточковый вариант: данные вводятся из входного текстового документа, результаты выводятся в текстовый протокол. 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 результатов работы программы 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 (объём 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.

Предварительные прогоны машинного эксперимента показали, что при введённой нормировке количество входных образов (объём 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) объёмах обучающих выборок. Разумеется, при этом автоматически соблюдается сопоставимость традиционного и модифицированного вариантов СКК 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 СКК (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 СКК по сравнению с традиционным. В остальном, как и предполагалось изначально, зависимости приближённо являются квадратичными от размера поля и линейными от длины вектора.

Полученное значение (порядка 1,3 – 1,4), по-видимому, может быть уточнено. Как отмечалось, при построении модели применены библиотеки MPI, реализующие определённый «внутренний интерфейс» (собственный порядок) взаимодействия с

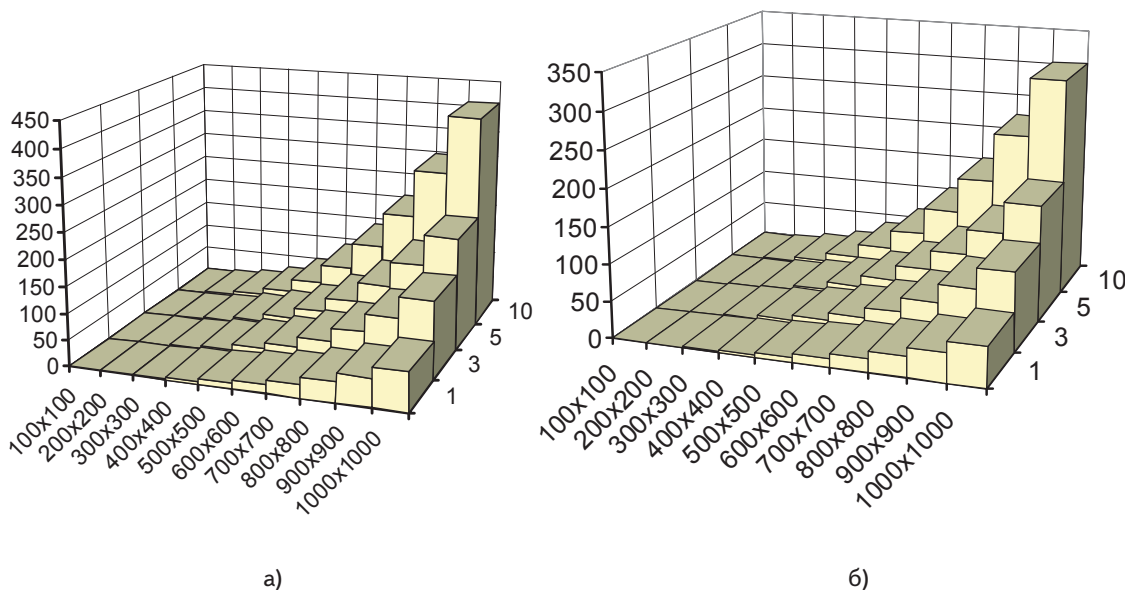


Рис. 2. Результаты работы программы: а) традиционный вариант обучения СКК; б) модифицированный вариант обучения СКК

данными. Оба алгоритма (традиционный и модифицированный) были реализованы и продемонстрировали функциональность, но не был специально исследован вопрос о сопоставимости этих реализаций с учётом использования библиотек MPI. Вместе с тем, из общих соображений, выигрыш порядка 1,3 – 1,4 может вполне соответствовать той доле вычислительного времени, которая экономится за счёт «объединения» операций корректировки сенсорного поля (см. рис. 1) в модифицированном варианте алгоритма СКК. Поэтому возможно и вероятно, что дополнительное исследование корректности применения библиотек MPI в данной задаче не опровергнет данного результата.

Выводы

Рассмотрены (сопоставлены) реализации классического и модифицированного вариантов обучения самоорганизующейся карты Кохонена. Проведен сравнительный анализ скорости обучения при варьировании размеров сенсорного поля и длины векторов образов в пределах одного порядка. Сделаны оценки выигрыша эффективности. Полученные результаты интересны для выработки рекомендаций по распараллеливанию отдельных фаз обучения карт Кохонена при реализации рассмотренного модифицированного варианта алгоритма.

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., Кошкин, А.А., Михаль, О.Ф. Параллельная процедура обучения в модифицированной сети Кохонена // Вестник ХНТУ. - 2011. -№2(41). - С. 146-149.
3. Дяченко, В.А., Михаль, О.Ф. Повышение эффективности обучения модифицированной сети Кохонена // Информатика, математическое моделирование, экономика: сборник научных статей по итогам Междунар.науч.-практ. конф., 22 апреля 2011 г. Смоленск. – 2011. – Смоленск. - С. 90-96.
4. Дяченко, В.А., Михаль О.Ф. Адаптивное параллельное обучение модифицированной самоорганизующейся карты Кохоне // Сучасні напрямки розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління: Матеріали другої міжнародної науково-технічної конференції “ХНДІ ТМ”. - 2011. – С. 44.
5. Руденко, О.Г., Бодянский, Е.В. Основы теории искусственных нейронных сетей. – Х.: ТЕЛЕТЕХ, 2002. – 317 с.