

УДК 519.87



В.А. Дяченко, О.Ф. Михаль

ХНУРЭ, г. Харьков, Украина, fuzzy16@pisem.net

## АДАПТИВНОЕ ПАРАЛЛЕЛЬНОЕ ОБУЧЕНИЕ МОДИФИЦИРОВАННОЙ САМООРГАНИЗУЮЩЕЙСЯ КАРТЫ КОХОНЕНА

Рассмотрены и сопоставлены по параметрам классический и модифицированный варианты реализации обучения самоорганизующихся карт Кохонена. Проведен сравнительный анализ скорости обучения при различных типах входных данных. Полученные результаты интересны в аспекте выработки рекомендаций по распараллеливанию отдельных фаз обучения при реализации модифицированного варианта карты Кохонена на вычислительной системе, поддерживающей распределённую обработку данных.

РАСПРЕДЕЛЁННАЯ ОБРАБОТКА ДАННЫХ, САМООРГАНИЗУЮЩИЕСЯ КАРТЫ КОХОНЕНА

### Введение

Задачи *распределённой обработки данных* (РОД) имеют ряд особенностей при реализации на небольших сетевых распределённых *вычислительных системах* (ВС), составленных из компьютеров общего назначения. В таких ВС процессы, которые могли бы реализовываться параллельно во времени, вынужденно частично исполняются последовательно, в меру наличия вычислительных ресурсов и с учётом сосредоточенности ресурсов по узлам ВС. Для подобных систем со смешанной «сосредоточенно-параллельной» (сосредоточенной в рамках локальной сетевой ВС) аппаратной РОД актуальным является нахождение эффективных сочетаний алгоритмических решений с конкретными структурно-аппаратными возможностями ВС. В особенности это представляет интерес в связи с использованием ВС общего назначения для моделирования самоорганизующихся и самонастраивающихся систем. В качестве объектов моделирования перспективны, в частности, *самоорганизующиеся карты Кохонена* (СКК), реализующие режим самообучения. Модифицированный вариант СКК [1, 2] предполагает распараллеливание отдельных фаз обучения [2–4]. В частности, распараллеливание может быть аппаратно реализовано на указанных ВС со смешанной «сосредоточенно-параллельной» РОД. На данный момент использование модифицированных СКК с поддержкой средствами ВС со смешанной «сосредоточенно-параллельной» РОД исследовано не в полной мере.

Целью данной работы является сравнение возможностей и оценка эффективности классического и модифицированного вариантов СКК в аспекте поддержки распараллеливания процедур обучения.

### 1. Основные представления

Радикальным способом повышения эффективности работы ВС является применение РОД, при которой предполагается декомпозиция вычислительного процесса, вычленение независимых (независимых) фрагментов и реализация соответствующих вычислений в виде независимых потоков на отдельных узлах имеющейся ВС. ВС

может быть, в частности, локально-сетевой либо аппаратно сосредоточенной, реализованной в виде компьютера общего назначения с многоядерным процессором. В указанных вариантах, а также в комбинациях подобных случаев, представляет интерес эффективное сочетание алгоритмических решений с конкретными структурно-аппаратными возможностями ВС. Наличие параллельных ветвей и независимых блоков выполняемого алгоритма должно приниматься в расчёт и реализовываться с учётом наличных возможностей и структурных особенностей РОД.

Широкий класс подобных задач связан с развитием самонастраивающихся и самоорганизующихся систем. В частности, перспективны самоорганизующиеся *нейросетевые структуры* (НС). Одним из достоинств аппарата НС является возможность получения обоснованного результата на основании данных, ранее не встречавшихся в процессе обучения. Это позволяет радикально сокращать объёмы обучающих выборок, а следовательно, сроки обучения системы. Количество вычислительных операций существенно возрастает с увеличением объёма обрабатываемой информации. Таким образом, всякое сокращение объёма обучающей выборки автоматически обеспечивает более экономное расходование системных ресурсов.

Одним из видов НС являются СКК. Их отличительной особенностью является автономное обучение (обучение по схеме «без учителя»). Внешне, с точки зрения пользователя, это выглядит как процесс, в котором сама СКК «вырабатывает понимания» структуры данных. Результатом работы СКК является разделение данных на кластеры, которые могут далее непосредственно распознаваться пользователем. Соответственно, при поступлении входного образа ранее не предъявлявшегося сети, СКК относит его к одному из имеющихся кластеров или определяет новый кластер.

Другим достоинством СКК является возможность визуализации многомерных данных – снижение размерности набора данных. Совокупность кластеров представима в пространстве с меньшей размерностью. Если размерность является

«антропоморфной» (соответствует практике обычных человеческих представлений), результаты работы СКК могут использоваться человеком непосредственно, без дополнительного обобщающего анализа. Таким образом, СКК удобны как интеллектуальный человеко-машинный интерфейс – усилитель определённых аспектов человеческого интеллекта.

Принципы работы СКК в классическом варианте реализации достаточно подробно изучены [5], как один из видов НС с обучением «без учителя». Ограничением классических СКК является «поштучная» обработка обучающих образов: поэлементное (повекторное) предъявление образов и коррекция сенсорного поля после обработки каждого из предъявлений. Модифицированные СКК [1-3] предполагают «пакетную» обработку обучающих образов. Образы обучающей выборки 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 обработок сенсорного поля и обусловлен объёмом независимых (не-взаимовлияющих) обучающих образов в «пакете» (обучающей выборке).

Представляет интерес рассмотрение возможностей реализации классического и модифицированного вариантов СКК и сопоставление методов их обучения. В частности, сравнительный анализ скорости обучения СКК при различных типах входных данных может быть интересен в аспекте выработки рекомендаций по распараллеливанию отдельных фаз обучения СКК при реализации модифицированного варианта на ВС, которые поддерживают РОД.

## 2. Обучение классических самоорганизующихся карт Кохонена

Рассмотрим вариант СКК с двумерным сенсорным полем. Работа СКК заключается в следующем. Сеть состоит из  $p \times q$  элементов (нейронов), которые расположены в узлах двумерной решетки – сенсорного поля. Каждый  $(i, j)$ -й, где  $i \in (1, 2, \dots, p)$ ,  $j \in (1, 2, \dots, q)$  нейрон имеет вектор весовых коэффициентов из  $n$  элементов:  $A_{ij}: \{a_1, a_2, a_3, \dots, a_s, \dots, a_n\}$ . Из входного набора данных  $B: \{B_1, B_2, \dots, B_k, \dots, B_m\}$  (обучающей последовательности из  $m$  образов) векторы того же размера  $n$   $B_k: \{b_1, b_2, b_3, \dots, b_s, \dots, b_n\}$  выбираются в случайном порядке и последовательно подаются на элементы сенсорного поля для сравнения. Каждый подаваемый обучающий

вектор параллельно (независимо) сопоставляется с каждым из векторов сенсорного поля  $B_k \leftrightarrow A_{ij}$ .

Для каждого  $B_k$  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 отстоянию от нейрона-победителя) и функции влияния (с убыванием по номеру обучающего образа) [5]. После того, как обучающий набор данных  $B$  предъявлен достаточное число раз, сенсорное поле прошло обучение на наборе  $B$ . При этом основная масса весовых векторов элементов сенсорного поля центрируется вокруг малого числа векторов – центров кластеризации.

За счёт того, что сенсорное поле изначально представляет собой малоразмерную (двумерную) решетку ( $A_{ij}$  – два индекса), совокупности нейронов СКК и значения их весовых векторов могут быть представлены, например, в виде специальных карт-раскрасок, содержащих цветные области. Подобное представление является «антропоморфным», то есть удобным для непосредственного человеческого восприятия. Таким образом, при этом проявляется снижение размерности исходного многомерного набора данных до уровня, удобного для визуализации.

Укрупнённая блок-схема алгоритма обучения классического варианта СКК представлена на рис. 1.

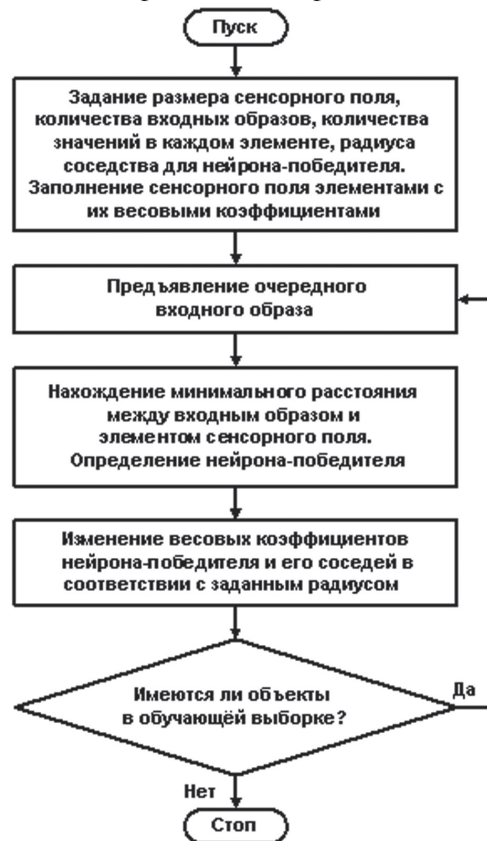


Рис. 1. Блок-схема алгоритма обучения классической самоорганизующейся карты Кохонена

На блок-схеме не детализированы процедуры начального заполнения сенсорного поля (с использованием генератора случайных чисел), ввода векторов обучающей последовательности  $V$ , выборки-предъявления образов из  $V$  и определения нейрона-победителя. Также не детализированы производимые математические операции (сравнение, нахождение минимального расстояния, изменение весовых коэффициентов). В остальном блок-схема иллюстрирует ключевые моменты работы классического варианта СКК.

В рамках представленной блок-схемы (классического подхода) 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.

Также эффективность процесса обучения существенно варьируется при изменении параметров функций соседства и влияния.

Существенно больше влияет на эффективность обучения СКК то, что предъявление входного образа, определение нейрона-победителя, изменение весовых векторов сенсорного поля (в соответствии с заданными функциями соседства и влияния) имеют *последовательный* характер. Значительное ускорение обучения возможно за счет модификации СКК с введением элементов *параллельности* (рис. 2).

### 3. Обучение модифицированных карт Кохонена

Параллельность обработки информации сенсорным полем СКК фундаментально противоречит последовательному характеру процедуры предъявления образов и обучения СКК. Сопоставление вектора обучающего образа с каждым из векторов сенсорного поля  $B_k \leftrightarrow A_{ij}$  в принципе реализуемо в виде  $p \times q$  параллельных независимых процедур (для каждого из  $p \times q$  векторов  $A_{ij}$ ). Однако перед сопоставлением предъявление элементов  $B_k$  производится последовательно. После сопоставления также последовательно для каждого  $B_k$  производится коррекция сенсорного поля. Снятие данного противоречия посредством модифицирования структуры связей и процедуры обучения СКК потенциально обеспечивает положительный эффект: повышает скорость и эффективность обучения и последующей эксплуатации СКК. Соответствующим образом изменяется структура организации информации, приобретаемой и хранимой СКК, а также эксплуатационные характеристики СКК после обучения. В [1] предложен вариант сокращения времени обучения СКК за счет распараллеливания обработки данных.

На рис. 2 представлен алгоритм обучения модифицированной сети Кохонена. Изначально задаются размеры двумерного массива (сенсорного поля), количество входных образов (обучающая выборка), а также радиус удалённости нейронов

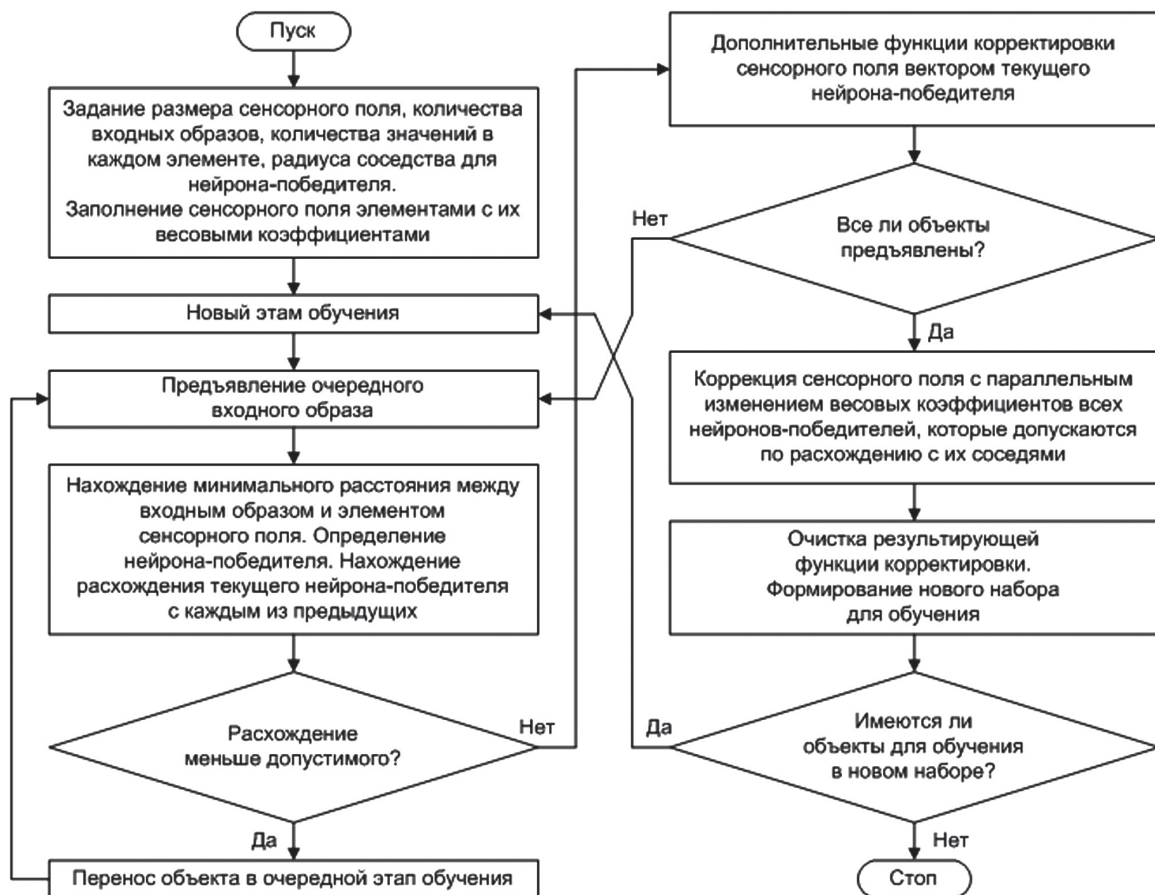


Рис. 2. Блок-схема алгоритма обучения модифицированной самоорганизующейся карты Кохонена

– соседей нейрона-победителя (упрощённый вариант представления функции соседства).

Массив сенсорного поля заполняется низкими (начальными, фоновыми) значениями. Порядок величины значений начального заполнения выбирается в соответствии с параметрами применяемой в дальнейшем функции влияния. Далее следует первый (начальный) этап обучения. Случайным образом выбирается и подается первый входной образ, 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.

Далее, в отличие от классического алгоритма, изменение весовых коэффициентов (коррекция сенсорного поля) не производится. Подается следующий (очередной) входной образ и определяется нейрон-победитель. Затем определяется расстояние до предыдущего или нескольких (всех предшествовавших) предыдущих нейронов-победителей. Если оно меньше допустимого, то данный входной образ 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 обучающей выборки не будут предъявлены все входные образы.

После завершения предъявления всех входных обучающих образов, сенсорное поле корректируется на основе информации, собранной в коррекционном массиве. Коррекция происходит параллельным изменением значений весовых коэффициентов [1]. Далее начинается следующий (очередной) этап обучения. При этом в качестве обучающей выборки выступает массив из 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. Данный этап обучения проходит до тех пор, пока в обучающей выборке не останется входных образов и т.д. При этом формируется новый массив обучающих образов, состоящий из тех образов, которые на текущем этапе попали в недопустимую область.

Обучение СКК считается законченным в том случае, когда в новом (формируемом) обучающем массиве не оказывается ни одного элемента (образа). Это значит, что на текущем этапе обучения все образы были однократно предъявлены сенсорному полю. По поводу каждого из образов был определён нейрон-победитель, и на основе этой информации в конечном счёте были проведены необходимые коррекции сенсорного поля. Повторное (кратное) предъявление обучающей выборки с целью повышения степени обученности СКК (качества обучения) – вопрос стратегии обучения, непосредственно

не затрагиваемый рассмотренным алгоритмом работы модифицированной СКК (рис. 2).

#### 4. Реализация процедур обучения

Ранее [2] было проделано статистическое моделирование описанной модифицированной процедуры обучения с вероятностным оцениванием динамики формирования повторных обучающих выборок. Моделированием [2] был продемонстрирован выигрыш в эффективности (по временным затратам) по сравнению с классическим вариантом СКК. Вместе с тем, реализованная статистическая модель [2] была ограниченной по числу параметров. В частности, на ней не были проведены исследования зависимостей эффективности от размера сенсорного поля и длины вектора элемента (нейрона) сенсорного поля.

Эти зависимости сняты на другой разработанной модели. В отличие от статистической модели [2], новая разработанная модель является имитационной. Она воспроизводит не только подачу тестового образа – снятие реакции СК, но и внутреннюю логику работы СКК – обработку сигнала. Этим открывается возможность реально оценить вклад модифицированной части алгоритма работы СКК в выигрыш по эффективности. Таким образом, модель предназначена для сравнительного анализа быстродействия классической и модифицированной процедур обучения СКК.

Модельное программное обеспечение разработано на языке C++ в интегрированной среде разработки приложений Microsoft Visual Studio 2010. Модель реализована в потоковом варианте обработки: данные вводятся из входного текстового документа, результаты выводятся в текстовый протокол. Анализ и визуализация результатов производятся отдельно от вычислительной части обработкой протокола. При работе с программой во входной текстовый документ заносятся исходные данные: тип алгоритма (классический или модифицированный), размер двумерного массива сенсорного поля, радиус соседства для нейрона-победителя на прямоугольной решетке, количество входных образов, количество значений (весовой вектор) для каждого элемента в двумерном массиве. В выходном текстовом протоколе накапливаются результаты работы программы – время обучения системы при заданных входных параметрах.

Для реализации модифицированного варианта подключены библиотеки MPI (Message Passing Interface), в частности, блок MPICH.NT. Замеры продолжительности работы программ проведены на следующей программно-аппаратной конфигурации: Intel® Pentium® 4 CPU (2 CPUs) 3.00GHz, 2048MB RAM, ATI Radeon HD 5600 Series, Windows 7 Ultimate (x64).

На рис. 3 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.

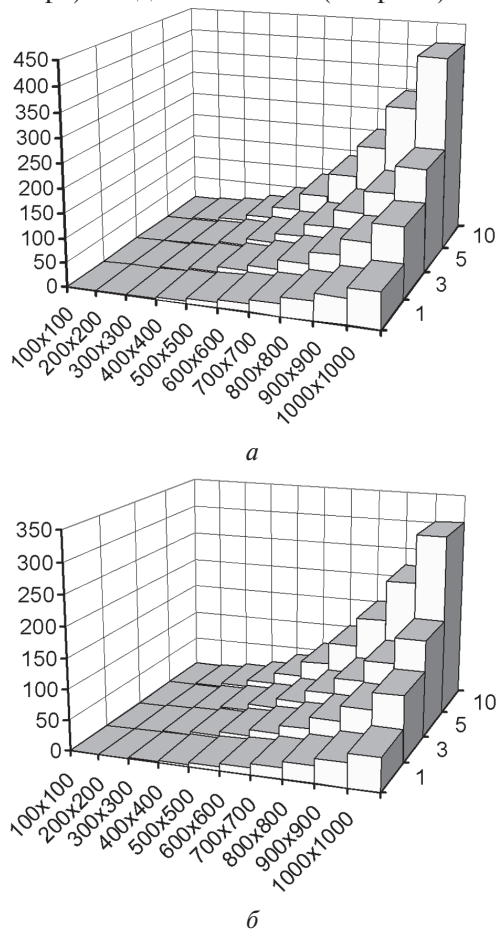


Рис. 3. Результаты работы программы для обучения традиционного (а) и модифицированного (б) вариантов самоорганизующейся карты Кохонена

Рассмотрены сенсорные поля с октагональной топологией (8 соседей) только квадратной формы (равенство сторон). Размеры массива задавались в диапазоне от  $100 \times 100$  элементов до  $1000 \times 1000$  с шагом  $100 \times 100$ . Количество весовых коэффициентов в каждом элементе массива (нейроне сенсорного поля) задавалось равным 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. Предварительные прогоны машинного эксперимента показали, что при введённой нормировке количество входных образов (объем обучающей выборки) не оказывает ощутимого влияния на скорость обучения. Непосредственно сказываются только размер сенсорного поля, а также 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 3) – взаимно-сопоставимы. Для каждой из комбинаций параметров замерено время выполнения всей процедуры обучения СКК (вертикальные оси на графиках рис. 3, значения в микросекундах).

Полученные двумерные зависимости качественно (по характеру поверхностей) 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.

### 5. Обсуждение результатов

Выигрыш в производительности модифицированного варианта СКК по сравнению с традиционным (порядка 1,3 – 1,4), повидимому, может быть уточнён. Как отмечалось, при построении модели были применены библиотеки MPI, реализующие определённый «внутренний интерфейс» (собственный порядок) взаимодействия с 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. 2) в модифицированном варианте алгоритма СКК. Поэтому возможно и вероятно, что дополнительное исследование корректности применения библиотек MPI в данной задаче не опровергнет данного результата.

Проведенные исследования и полученные результаты иллюстрируют работу СКК при не слишком плотном заполнении сенсорного поля. Как отмечалось, при проведении машинного эксперимента была выбрана (принята) специальная нормировка по плотности размещения нейронов-победителей. При данной стандартной плотности заполнения графики рис. 3 демонстрируют пропорциональность выигрыша по времени для всего массива вариантов машинного эксперимента, а также отмеченные квадратичный рост с повышением размера сенсорного поля и линейный рост пропорционально длине вектора каждого элемента.

Снижение плотности имеет низкую прикладную ценность: соответствует слабой нагруженности (избыточной информационной ёмкости) СКК.

Повышение плотности размещения нейронов более перспективно, т.к. позволяет приблизиться к оценке предельных возможностей СКК с сенсорным полем заданного размера. В плане сравнения эффективности традиционного и модифицированного вариантов обучения СКК, повышение плотностей предположительно связано со снижением выигрыша в эффективности, приближением модифицированного варианта к традиционному. Можно ожидать, что с ростом плотности алгоритм рис. 2 будет формировать всё большее число коротких обучающих выборок. Т.о. модифицированный вариант СКК асимптотически приближается к традиционному. Безусловно, характер изменения эффективности модифицированного алгоритма СКК при указанном асимптотическом приближении чрезвычайно интересен как объект отдельного исследования.

Также отдельного рассмотрения требует общий случай прямоугольных (не квадратных) сенсорных полей. Не очевидно, что прямоугольные поля обеспечат более высокую эффективность модифицированного варианта СКК. Более вероятно снижение эффективности. Однако в плане практического (инженерного) использования может представить интерес вопрос о допустимости и пределах прямоугольности сенсорного поля при небольших потерях эффективности алгоритма. Подобная проблема может иметь смысл, в частности, в технических системах с частичным выходом элементов из строя и реконфигурированием сенсорного поля.

### 6. Перспективы использования

Дилемма «сосредоточенные системы» – «распределённая обработка» в действительности является не противоречием, а диалектическим моментом развития. Продуктивность сочетания данных противоположностей уже реализована в живой природе (естественные нейронные системы).

Как отмечалось, в предложенном модифицированном алгоритме СКК выигрыш эффективности достигается за счёт сокращения обработок сенсорного поля и обусловлен объёмом независимых (не взаимодействующих) обучающих образов в «пакете» (обучающей выборке). Подобный подход повсеместно используется в живой природе, в частности, в структурах реализующих интеллектуальные процессы, в том числе у человека.

Известен феномен человеческой психики – способность запомнить (воспринять) за краткое время ограниченное число объектов (правило  $5 \pm 2$ ) [6]. Если интерпретировать этот феномен как аналог пакетной обработки информации, то одним из вариантов алгоритмической реализации может быть рассмотренный модифицированный вариант СКК.

### Выводы

Рассмотрены (сопоставлены) реализации классического и модифицированного вариантов обучения самоорганизующейся карты Кохонена.

Проведен сравнительный анализ скорости обучения при различных типах входных данных. Сделаны оценки выигрыша эффективности. Полученные результаты интересны для выработки рекомендаций по распараллеливанию отдельных фаз обучения карт Кохонена при реализации модифицированного варианта на вычислительных системах, поддерживающих распределённую обработку данных.

**Список литературы:** 1. Дяченко, В.А. Сеть Кохонена с параллельным обучением [Текст] / В.А. Дяченко, О.Ф. Михаль, О.Г. Руденко // Управляющие системы и машины. – 2009, № 5. – С. 14-18. 2. Дяченко, В.А. Параллельная процедура обучения в модифицированной сети Кохонена [Текст] / В.А. Дяченко, А.А. Кошкин, О.Ф. Михаль // Вестник ХНТУ. – 2011. – № 2 (41). – С. 146-149. 3. Дяченко, В.А. Повышение эффективности обучения модифицированной сети Кохонена обучением [Текст] / В.А. Дяченко, О.Ф. Михаль // Информатика, математическое моделирование, экономика: Сб. науч. статей по итогам Междунар. науч.-практич. конф., г. Смоленск, 22 апреля 2011 г. В 2-х томах. – 2011. Том 2. – С. 90-96. 4. Дяченко, В.А., Адаптивное параллельное обучение модифицированной самоорганизующейся карты Кохонена [Текст] / В.А. Дяченко, О.Ф. Михаль // Сучасні напрямки розвитку інформаційно-комунікаційних технологій та засобів управління : Матеріали другої міжнар. наук.-техн. конф. – К.: ДП «ЦНДІ НІУ», Х.: «ХНДІ ТМ»; К.: КДАВТ, 2011. – С. 44. 5. Руденко, О.Г. Основы теории искусственных нейронных сетей [Текст] / О.Г. Руденко, Е.В. Бодянский. – Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2002. – 317 с. 6. Милнер, П. Физиологическая психология [Текст] / П. Милнер. – М.: Мир, 1973. – 648 с.

Поступила в редакцию 29.11.2011

УДК 519.87

**Адаптивне паралельне навчання модифікованої самоорганізованої карти Кохонена** / В.О. Дяченко, О.П. Міхаль // Біоніка інтелекту : наук.-техн. журнал. – 2012. – № 1 (78). – С. 85-90.

Зроблена оцінка ефективності класичного і модифікованого варіантів навчання самоорганізованих мереж Кохонена. При використанні різних типів навчальних даних зроблено порівняльний аналіз швидкості навчання. Запропоновано програмне забезпечення, що реалізовує модифікований варіант навчання мереж Кохонена. Отримано результати роботи карт Кохонена при незадовго щільному заповненні сенсорного поля.

Л. 3. Бібліогр: 6 найм.

UDK 519.87

**Adaptive parallel teaching of modified self-organizing Kohonena card** / V.A. Djachenko, O.Ph. Mikhal // Bionics of Intelligense: Sci. Mag. – 2012. – № 1 (78). – P. 85-90.

The estimation of classical and modified variants of algorithms of teaching of self-organizing Kohonen cards was done. The benchmark analysis is made as to velocities of the teaching of system by using different types of input data. The software of modified variant of educating of networks of Kohonen cards was realized and offered. The results of work Kohonen cards with not too dense filling was offered.

Fig. 3. Ref.: 6 items.