

УДК 004.032.26

Г. И. Шараевский, ассистент

Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт», г. Киев

АЛГОРИТМ ФОРМИРОВАНИЯ КАРТ САМООРГАНИЗАЦИИ РАСПОЗНАЮЩЕЙ НЕЙРОСЕТЕВОЙ СТРУКТУРЫ В УСЛОВИЯХ АПРИОРНЫХ ОГРАНИЧЕНИЙ

В статье рассмотрен подход к построению SOM нейронных сетей применительно к задачам распознавания случайных объектов. Предложен модифицированный алгоритм обучения распознающей SOM нейросетевой структуры в условиях отсутствия априорной информации о мощности подлежащего распознаванию множества классов.

Ключевые слова: *распознавание, искусственные нейронные сети, алгоритмы обучения нейронных сетей, кластеризация.*

Постановка проблемы. Сеть Кохонена является нейронной сетью с самоорганизацией, при обучении которой используется входной неупорядоченный статистический массив. Известные виды обучения сети Кохонена включают:

- Алгоритм обучения, основанный на принципе WTA (англ.: Winner Takes All) то есть «победитель получает все», в ходе которого производится адаптация весов только нейрона победителя [1];
- Алгоритм обучения, основанный на принципе WTM (англ.: Winner Takes Most) то есть «победитель получает больше», в ходе которого производится коррекция весов не только нейрона-победителя, но также и нейронов, расположенных в непосредственной близости от доминантного нейрона [1].

Особенностью второй из указанных разновидностей алгоритма обучения сети Кохонена является структурная организация нейронов сети в некоторые геометрические пространства, отображающее соответствующие структуры данных. Результатом реализации этого алгоритма обучения является структуризация системы нейронов следующим образом: при подаче на вход сети случайных векторов, принадлежащих к векторному пространству одного образа, активизируются те нейроны, которые расположены в непосредственной близости друг от друга в пространстве состояний карты самоорганизации Кохонена.

Неоспоримым достоинством вышеуказанных алгоритмов является высокая гибкость процедуры обучения, которая достигается посредством аппроксимации пространства признаков, для которого межклассовая разделяющая поверхность неопределенна или имеет разрывы. В

то же время этим алгоритмам присущи и существенные недостатки. Прежде всего, в процессе обучения нельзя определить оптимальное количество нейронов сети, которое бы позволило с заданной точностью аппроксимировать входное пространство признаков. Кроме того, алгоритмы второй из указанных разновидностей при реализации задач распознавания не обеспечивают эффективного функционирования в условиях, когда кластеры соответствующих классов образов в признаковом пространстве распределены неравномерно. В этом случае описание такого пространства на основе структуризации карты самоорганизации сети Кохонена не являются оптимальным.

Анализ последних исследований. В ряде недавних работ [2] разработаны модифицированные подходы к реализации процедуры обучения сетей Кохонена, которые обеспечивают возможность расширения множества распознаваемых классов образов на основе увеличения числа нейронов, участвующих в распознавании. В то же время указанные подходы требуют для своей реализации значительных объемов обучающих статистических выборок, доступ к которым в ряде важных практических случаев (например, в задачах диагностики оборудования АЭС) существенно ограничен. Указанные обстоятельства делают невозможным применение предложенных в [2] подходов к решению ряда важных практических задач.

Целью статьи является разработка эволюционного алгоритма формирования распознающей нейронной структуры с топологией Кохонена, который позволяет динамически видоизменять мощность множества распознаваемых классов в процессе формирования карты самоорганизации.

Модифицированный алгоритм обучения сети Кохонена

Предложенный алгоритм позволяет обучать нейронную сеть в условиях, когда для пространства входных векторов отсутствует исходная априорная информация о классах обучающего множества. Указанный алгоритм предусматривает предварительную маркировку нейронов в карте самоорганизации таким образом, чтобы определенной точке покрытия соответствовал один из распознаваемых классов. Реализация указанного алгоритма осуществляется следующим образом.

Шаг 1. Инициализация. Для исходных векторов синаптических весов $w_j(0)$ выбираются случайные значения, которые формируют соответствующее фазовое пространство сети, представлено на рис. 1. Определяющим требованием является различие входных векторов, которые соответствуют различным областям карты самоорганизации, содержащих нейроны $j = 1, 2, \dots, l$, где l — общее количество нейронов в решетке. Указанные нейроны первоначально рекомендуется инициализировать малыми значениями случайных чисел.

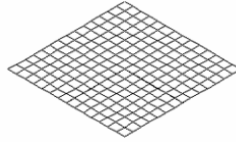


Рис. 1. Графическая интерпретация фазового пространства весовых коэффициентов нейронов на этапе инициализации.

Шаг 2. Маркировка нейронов. Для инициализированной карты самоорганизации в соответствующих точках покрытия устанавливаются центры соответствующих кластерных областей, представленных на рис. 2.

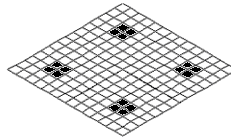


Рис. 2. Графическая интерпретация маркировки нейронов.

Шаг 3. Подвыборка. Из входного неупорядоченного множества случайных векторов произвольно выбирается вектор x при условии, что вектор синаптических весов каждого из нейронов сети имеет ту же размерность

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T,$$

где m — размерность входного вектора

Шаг 4. Поиск максимального подобия (конкуренция). На основе критерия минимума Евклидова расстояния определяется доминантный нейрон i (нейрон - победитель), то есть

$$d(x, w_i) = \|x - w_i\| = \sqrt{\sum_{j=1}^N (x_j - w_{ij})^2},$$

где: $d(x, w_i)$ обозначает расстояние между векторами x и w , а N — количество нейронов.

Шаг 5. Генерация нового кластера. Если расстояние $d(x, w_i) \geq \Delta$ (т.е., если входной вектор не отнесен ни к одному из известных классов), то генерируется новый кластер с соответствующим кластерным центром, который представлен на рис. 3.

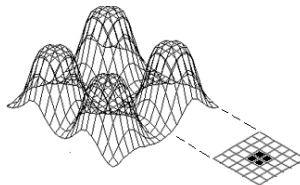


Рис. 3. Графическая интерпретация формирования нового кластера и его маркированного центра.

Шаг 6. Процесс кооперации. Определяется топологическая окрестность $h_{j,i}$ с центром в победившем нейроне i , которая состоит из множества возбуждаемых т.е., кооперирующихся нейронов, т.е.

$$h_{j,i(x)} = \exp\left(-\frac{d_{j,i}^2}{2\sigma(n)^2}\right), n = 0, 1, 2, 3, \dots,$$

где: $d_{j,i}$ — латеральное расстояние между победившим i и вторично возбужденным j нейронами, σ — эффективная ширина топологической окрестности, которая вычисляется по формуле

$$\sigma(n) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_1}\right), n = 0, 1, 2, \dots,$$

в которой σ_0 — функция окрестности равная радиусу решетки, а τ_1 определяется следующим образом

$$\tau_1 = \frac{1000}{\log \sigma_0}.$$

Функция окрестности $h_{j,i(x)}$ должна изначально охватывать практически все нейроны сети (рис. 4. а) и иметь центр в победившем нейроне. Со временем эта функция будет постепенно сужаться до малого значения и будет содержать в себе только ближайших соседей победителя нейрона (рис. 4. б).

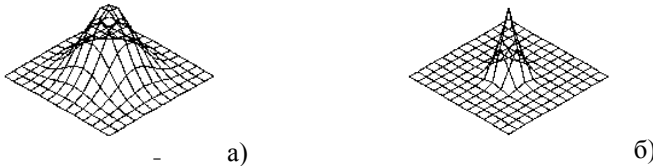


Рис. 4. Графическая интерпретация функции окрестности
 а) Начальное состояние $h_{j,i(x)}$ б) Конечное состояние $h_{j,i(x)}$.

Шаг 7. Синаптическая адаптация. Корректируются векторы синаптических весов всех нейронов, находящихся в топологической окрестности $h_{j,i(x)}$

$$w_j(n+1) = w_j(n) + \eta(n)h_{j,i(x)}(n)(x - w_j(n)),$$

где w_j — вектор синаптических весов нейрона j (учитывая формализацию дискретного времени, для данного вектора синаптических весов $w_j(n)$ в момент времени n обновленный вектор $w_j(n+1)$ в момент времени $(n+1)$, $\eta(n)$ параметр скорости обучения определяется по формуле

$$\eta(n) = \eta_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_2}\right), n = 0, 1, 2, \dots,$$

Параметр скорости обучения $\eta(n)$ лучше выбрать близким к значению 0,1. С течением времени должен убывать, но оставаться больше величины 0,01. Это можно добиться, применив следующие значения констант:

$$\eta_0 = 0.1, \tau_2 = 1000.$$

Шаг 8. Возврат к шагу 2 и продолжаем вычисления до тех пор, пока в карте признаков не перестанут происходить заметные изменения.

В свою очередь критерий добавления новых нейронов определяется устанавливаемым пользователем шагом дискретизации исходного пространства признаков, в котором находится обучающие образы или несовпадением класса изображения с ответом, предложенным сетью.

Добавление данных в существующий кластер нейрона происходит в соответствии с формулой вычисления динамического среднего

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \frac{1}{t+1} [u_j(t+1) - w_j(t)].$$

Если добавляется новый кластер, а класс изображения, которое его инициализирует, не известен, то такой нейрон маркируется новым классом автоматически генерируемым сетью. Иначе он маркируется классом, к которому относится входной вектор. Результатом работы модифицированного алгоритма является сеть, которая обеспечивает равномерное покрытие входного обучающего пространства.

Заключение. Применение описанного алгоритма к массивам неупорядоченных статистических данных в условиях отсутствия априорной информации о принадлежности соответствующих реализаций к каждому из распознаваемых классов этих объектов позволяет получить представленные в табл.1 оценки сравнительных характеристик двух типов SOM: (традиционной и модифицированной).

Таблица 1

Сравнительный анализ двух типов SOM

| Сравнительные характеристики | Типы SOM | |
|--|-------------------|----------------------|
| | Традиционная SOM | Модифицированная SOM |
| Возможность добавления нового кластера | нет | есть |
| Скорость обучения | 1 усл.ед. времени | 0,2 усл.ед. времени |
| Надежность распознавания | 96 % | 98 % |

Таким образом, практическая реализация вышеизложенного подхода к построению SOM нейронных сетей применительно к задачам распознавания образов обеспечивает:

- Возможность динамического добавления новых, априорно неизвестных на начальном этапе обучения, кластеров;
- Равномерного покрытия входного обучающего пространства с целью расширения числа используемых при распознавании нейронов;

- Исключение этапа кластеризации на основе квантизации обучающих векторов;
- Существенное повышение скорости обучения нейронной сети;
- Улучшение геометрической разделимости классов распознаваемых случайных объектов.

Список использованной литературы:

1. Teuvo Kohonen. Self-Organizing Maps: Springer, 2006. — 665 с.
2. Садыхов Р. Х., Новые алгоритмы формирования SOM нейронных сетей в задаче распознавания образов / Р. Х. Садыхов, М. Е. Ваткин // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. — 2004, №1, 23—31 с.
3. Шаповалова С. І. Комп'ютерне моделювання карти самоорганізації для розв'язання задачі розпізнавання сигналів / С. І. Шаповалова, Г. І. Шараєвський // Автоматика. Вимірювання та керування. — 2007. — № 574, 75—80 с.

In this article the approach to building SOM-neural networks regarding the tasks of accidental objects recognition is reviewed. Modified algorithm of studying the recognizing SOM-neural structure is proposed in condition of absence of a priori information about the power of classes' multitude to-be-recognized.

Key words: *Recognition, artificial neural networks, learning algorithms of neural networks, clustering.*

Отримано 17.05.10

УДК 519.672:534.14:62.53

О. Ю. Швець, д-р. фіз-мат. наук,

В. О. Сіренко, аспірант

Національний технічний університет України «КПІ», м. Київ

РІЗНОМАНІТНІСТЬ ДИНАМІЧНИХ РЕЖИМІВ НЕІДЕАЛЬНИХ ГІДРОДИНАМІЧНИХ СИСТЕМ ПРИ ОБМЕЖЕНОМУ ЗБУДЖЕННІ

Розглянуті усталені динамічні режими неідеальних детермінованих систем «бак з рідиною — електродвигун». Головна увага приділяється виявленню детермінованого хаоса досліджуваних систем. Побудовано карти динамічних режимів. Вперше показано існування гіперхаотичних атракторів. Описано новий сценарій переходів типу «гіперхаос — гіперхаос» який є узагальненням раніше відомих сценаріїв переміжності.

Ключові слова: *карта динамічних режимів, неідеальне збудження, гіперхаотичний атрактор.*

Вступ. Дослідження коливань вільної поверхні рідини у твердих баках розглядається у великій кількості робіт, детальна бібліографія яких наведена у монографіях [1—3]. Окрім великого дослідницького