

Н. Э. Фоченкова – студентка кафедры компьютерной математики и программирования

М. Д. Поляк – научный руководитель

КАРТЫ САМООРГАНИЗАЦИИ (SELF ORGANIZING MAPS)

В данной работе основной задачей является рассмотрение такого вида нейронных сетей, как карты самоорганизации Кохонена (Kohonen self organizing maps), описание области их применения, алгоритма обучения этих нейронных сетей. На наглядном примере объясняется принцип работы карт самоорганизации, выявляются их достоинства и недостатки.

Рассмотрим топологию карт самоорганизации. Модель самоорганизующейся карты (self organizing map – SOM) была предложена финским учёным Тойво Кохоненом в 1982 г. Сеть основана на принципе «Победитель забирает все» и обучается без учителя. Это означает, что обучающее множество состоит лишь из значений входных переменных (векторов входных сигналов), которые отображаются в слой Кохонена, который может быть одномерным, двумерным или трехмерным [1]. Пример сети Кохонена представлен на рис. 1.

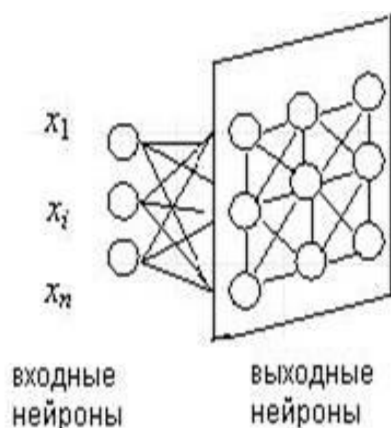


Рис. 1. Сеть Кохонена

На рис. 2 показаны окрестности $D_j(t)$ нейрона-победителя j в разные моменты времени. Зоны соседства (несколько нейронов, окружающих нейрон-победитель) уменьшаются с течением времени.

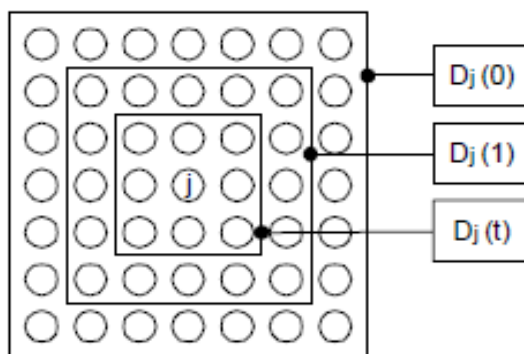


Рис. 2. Топология SOM

На сегодняшний день карты самоорганизации находят широкое применение в кластерном анализе (обнаружение новых явлений при наблюдениях, исследованиях), распознавании образов (интеллектуальный анализ данных, обработка сигналов), в задачах классификации (включение карт самооргани-

зации в более сложные сети, обучаемые с учителем), задачах визуализации (аналитические задачи, помощь в представлении результатов – графиков, схем, гистограмм, диаграмм и т.д.), а также задачах моделирования и прогнозирования (стратегические задачи, помощь в принятии решений). Каждая отдельная задача требует настройки нейронной сети (количество нейронов в слое Кохонена, размерность карты, вид ее отображения и т.д.) под конкретные входные данные, а также предварительную обработку этих данных перед подачей на вход сети [1].

Перейдем теперь к обучению карт самоорганизации. Сеть Кохонена обучается методом последовательных приближений. Алгоритм обучения сети состоит из следующих шагов [2]:

1. Инициализация сети. Весовым коэффициентам нейронов сети даются небольшие случайные значения. Общее число синаптических весов нейронов – $M \times N$, где M – число кластеров, N – длина входного вектора;

2. Предъявление сети нового входного сигнала (вектора);

3. Вычисление расстояния до всех нейронов сети. Расстояния d_j от входного сигнала до каждого нейрона j определяются по формуле:

$$d_j = \sum_{i=1}^N (x_i(t)w_{ij}(t))^2,$$

где x_i – i -ый элемент входного сигнала в момент времени t , $w_{ij}(t)$ – вес связи от i -го элемента входного сигнала к нейрону j в момент времени t .

4. Выбирается нейрон-победитель j^* , для которого расстояние d_j самое малое;

5. Настраиваются веса нейрона j^* и его соседей, новые значения весов вычисляются по формуле:

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + r(t)(x_i(t) - w_{ij}(t)),$$

где $r(t)$ – скорость обучения, которая уменьшается с течением времени (положительное число меньше единицы);

6. Осуществляется возврат к шагу 2.

Сеть формирует грубую структуру топологического порядка, при которой похожие примеры активируют группы нейронов, которые близко находятся на топологической карте. С каждой новой эпохой скорость обучения и размер окрестности уменьшаются, и внутри участков карты обнаруживаются более тонкие расхождения, что приводит к точному настраиванию каждого нейрона. Коэффициент скорости обучения представляется произведением функции соседства (константа или гауссова функция) и функции скорости обучения (линейная или обратно пропорциональная номеру цикла обучения). Обе эти функции убывают с увеличением номера цикла обучения (эпохи). Количество кластеров необходимо знать только на этапе обучения сети. Каждому кластеру может соответствовать несколько нейронов с близкими значениями, но, как правило, количество кластеров и нейронов одинаково. Нейроны Кохонена можно воспринимать как набор электрических лампочек, так что для любого входного вектора загорается одна из них.

Число кластеров после завершения обучения определяется экспериментально. Т.е., на основе обучающего множества следует сделать предположение о том, сколько кластеров будет задействовано. Для этого существуют различные методы (перебор, методы отжига и т.п.). Если сеть после обучения встретится с набором данных, непохожим ни на один из образцов обучающего множества, то она не сможет его классифицировать и тем самым выявит его новизну.

Рассмотрим пример работы нейронной сети Кохонена. Классическим примером иллюстрации работы сети Кохонена является кластеризация набора цветов [3]. Пусть обучающее множество состоит из 8 цветов, каждый из которых представлен трехмерным вектором со следующими RGB-компонентами: красный (red): (255,0,0); зеленый (green): (0,128,0); голубой (blue): (0,0,255); темно-зеленый (dark green): (0,100,0); темно-синий (dark blue): (0,0,139); желтый (yellow): (255,255,0); оранжевый (orange): (255,165,0); фиолетовый (purple): (128,0,128). Таким образом, нейронная сеть будет состоять из 8 нейронов для каждого цвета и 6 кластеров (red, green, blue, yellow, orange и purple). Похожие цвета (green и dark green, blue и dark blue) будут отнесены к одному кластеру. Процесс обучения такой сети

представлен на рис. 3. Как видно из рис. 3, карта окончательно формируется уже после 2400 итераций (количество итераций указано под рисунками).

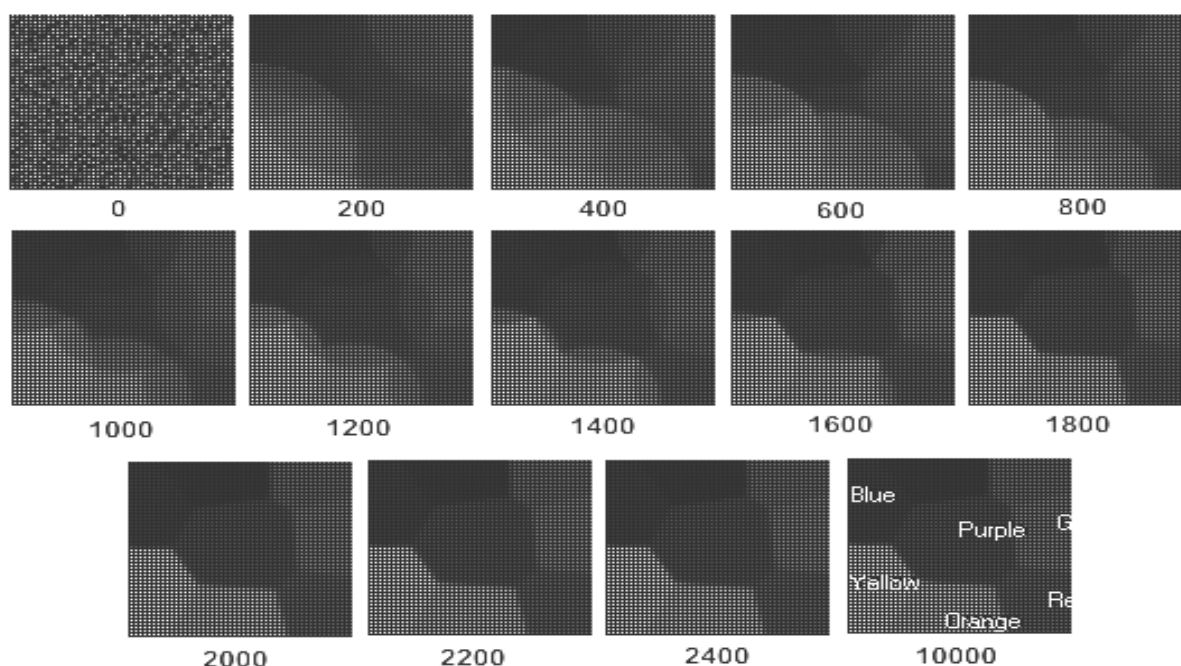


Рис. 3. Динамика процесса самоорганизации карты Кохонена

В данной работе были подробно рассмотрены искусственные нейронные сети, основанные на принципе самоорганизации (обучения без учителя), способные анализировать входные данные, находить связь между ними, и на основе этой информации решать задачу кластеризации этих данных. Рассмотренная модель нейронных сетей обладает рядом особенностей. К ее достоинствам можно отнести способность функционировать в условиях помех, так как число кластеров фиксировано, синапсы модифицируются медленно, настраивание синапсов заканчивается после обучения. Еще одним существенным достоинством данного вида нейронных сетей является высокая скорость их обучения. Также существует возможность визуального анализа многомерных данных (упрощение многомерных структур). К недостаткам такого рода сетей можно отнести сложность понимания процесса получения сетью результата. Кроме того, такая сеть может быть использована для кластерного анализа только в том случае, если заранее известно число кластеров для обучающего множества. Также возможны искажения в результате работы сети (близкие объекты исходного пространства могут переходить в далёкие точки на карте, и наоборот). Для устранения такого рода недостатков сети разрабатываются различные ее модификации, каждая из которых обычно применима к конкретной задаче или входным данным.

Библиографический список

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. Пер. с англ. – М.: Вильямс, 2006. 1104 с.:ил.
2. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. 382 с.:ил.
3. Kohonen's Self Organizing Feature Maps. [Электронный ресурс] URL: <http://www.ai-junkie.com/ann/som/som1.html> (дата обращения: 17.04.2012).