

Г. Ж. Жетимекова

Карагандинский государственный университет
им. академика Е. А. Букетова
г. Караганда, Казахстан

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СЕТИ КОХОНЕНА

Аннотация. В статье рассматриваются вопросы распознавания образов с использованием сети Кохонена. Самоорганизующая карта Кохонена – система нейронной сети часто используется для классифицирования входов на различные категории. Нейронная сеть Кохонена работает отличным образом в отличие от нейронной сети с прямой связью. Использование карты Кохонена состоит из двух шагов: обучения и тестирования. При обучении входные примеры последовательно используются в качестве входа в нейронной сети, каждый раз, когда изменяются веса связей. Входные данные используются до тех пор, пока не достигнется сходимость нейронной сети. При тестировании веса не изменяются, и выход нейронной сети используется в качестве ответа нейронной сети для заданных входных данных.

Ключевые слова: распознавание образов, сеть Кохонена, самоорганизующая карта, нейронная сеть, тестирование.



Түйіндеме. Мақалада Кохонен желісін қолдану арқылы бейнені тану сұрақтары қарастырылған. Кохонен желісі – нейрондық желі жүйесі болып табылады. Бұл жүйе әр категориядағы енгізуді жіктеу үшін қолданылады. Кохонен нейрондық желісі тікелей байланысты желі жұмысын орындайды. Кохонен картасын қолдану екі қадамнан тұрады: оқыту қадамы және тестілеу қадамы. Оқыту барасында енгізу мысалдары тізбек түрінде орындалады, әр енгізу сайын қатынастар салмағы өзгеріп отырады. Енгізу мәліметтері нейрондық желімен ұқсастық тапқанға дейін орындалады. Тестілеу барысында салмақ өзгермейді және нейрондық желі негізінде енгізу мәліметтері қолданылады.

Түйінді сөздер: тану, бейне, Кохонен желі, ездiгiнен ұйымдастырылатын карта, нейрондық желі.



Abstract. In the article are considered the matters of recognition of the patterns using the Kohonen network. Kohonen self-organizing map – neural network system developed by Kohonen, which is often used to classify inputs into various categories. A neural Kohonen network works in different way in contrast to a neural network with a direct link. Use of the card Kohonen consists of two steps: a step of training and a step of testing. During the training, input examples are sequentially used as inputs to the neural network, each time, when the weight of relations changes. The input data are used as long as no convergence of neural network is achieved. During the tests, the weights are not changing, and the output of the neural network is used as the reply of the neural network for the given input data.

Key words: recognition, image, kohonen network, self-organizing map, neural network.

Введение. Одним из типов конкурентоспособного самопроизвольного обучения является карта признаков Кохонена, или самоорганизующуюся карта (СОК). В неконтролируемом обучении нет никаких ожидаемых выходов, представленных в нейронной сети, как в контролируемом алгоритме обучения с учителем типа обратного распространения. Самоорганизующаяся карта Кохонена (СОК) – система нейронной сети, которую разработал Кохонен, часто используется для классифицирования входов на различные категории. Она работает отличным образом в отличие от нейронной сети с прямой связью. Нейронная сеть Кохонена содержит только слой входа и выхода нейронов, при этом нет ни одного скрытого слоя (рис. 1).

Подобно любой другой нейронной сети, использование карты Кохонена состоит из двух шагов: шага *обучения* и шага *тестирования*. При *обучении* входные примеры последовательно используются в качестве входа в нейронной сети каждый раз, когда изменяются веса связей. Входные данные используются до тех пор, пока не достигается сходимость нейронной сети. При *тестировании* веса не изменяются, и выход нейронной сети используется в качестве ответа нейронной сети для заданных входных данных. Карта Кохонена сформирована двумя слоями: входной слой и слой выхода.

Каждый нейрон слоя выхода связан с каждым нейроном входного слоя. Каждый нейрон определяет свой выход согласно взвешенной сумме в уравнении (1):

$$out_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \quad (1)$$

Веса и входы обычно нормализованы, т. е. величина веса и входных векторов установлена равной единице. Нейрон с наибольшим выходом – «победитель», имеет заключительный выход 1, и все другие нейроны имеют выход 0.

Мексиканская функция Хэт

Мексиканская функция «шляпа» показывает отношения между силой связи и расстоянием до нейрона победителя. В результате выполнения данной функции должна установиться конкурентоспособная среда для обучения. Только победившие нейроны и соседи участвуют в изучении для заданного входного образца, как показано на рис. 2 в области '+'. Другие нейроны не участвуют.

Обучение нейронной сети Кохонена

Процесс обучения для карты признака Кохонена является прямым процессом. Для каждого набора обучения устанавливается один нейрон на выходном слое, который «победит» с минимальным расстоянием между его весами и входным вектором:

$$d_j = \sum_{i=1}^n (w_{ij} - x_i)^2 \quad (2)$$

Размер окрестностей используется для моделирования эффекта мексиканской функции «шляпа» (рис. 2). Те нейроны, которые находятся в пределах расстояния, указанного разме-

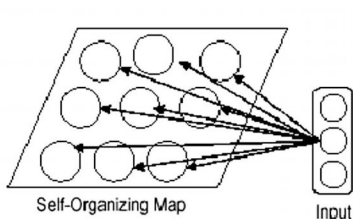


Рис. 1. Карты Кохонена

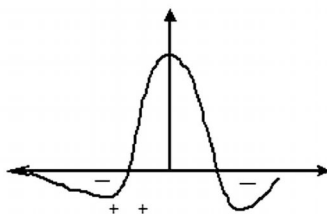


Рис. 2. Мексиканская функция НАТ (шляпа)

ром окрестностей, участвуют в обучении и обновлениях векторов веса уравнением (3):

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \eta(x_i - w_{ij}(t)) \quad (3)$$

Нейроны, которые находятся вне данного расстояния размера окрестности, не участвуют в обучении. Обычно размер окрестности запускается в качестве начального значения. И далее, например 50 % карты берется в качестве выходов и уменьшается в такой же пропорции в течение цикла обучения.

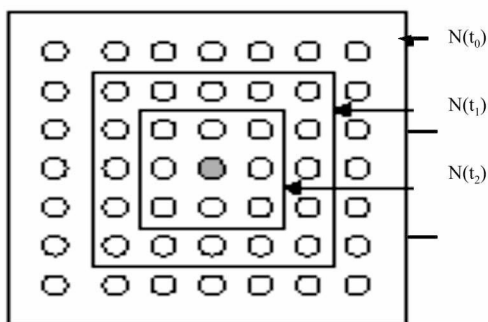


Рис. 3. Соседние окна победившего узла

Коэффициент скорости обучения – значение между 0 и 1, который дает скорость сходимости. Фиксированный, победивший нейрон, будет иметь скорректированный вес такой, что он будет реагировать более строго на входе на следующий раз (рис. 3). Поскольку различные нейроны побеждают

для различных образцов, то будет увеличена их способность распознать специфический образец.

Приложение

Здесь приводится пример двоичных рукописных цифр размера 28×28 пикселей (рис. 3). Приложение PCA для каждой цифры было выполнено в двух направлениях: по направлению строки и по направлению столбца с изучением скорости $\eta = 0.05$. Алгоритм сходиллся после третьей итерации. Выходы данного алгоритма стали уменьшенным изображением размером 7×7 . На рис. 6 изображение, восстановленное от собственных векторов. Уменьшенное изображение использовалось во входном уровне сети Kohonen.

Процесс распознавания организуется так, что образам из различных классов соответствуют различные нейроны «побе-

дители», а настройка весов осуществляется так, чтобы повысить качество распознавания от шага к шагу процесса. Качество, предлагаемого в данной части раздела алгоритма, проверялось на задаче распознавания рукописных цифр, размер картинки 28×28 пикселей (рис. 4). После применения алгоритма I этапа по сокращению размерности, на который потребовалось лишь 3 шага, размерность образа сократилась до размерности 7×7 пикселей (рис. 5). Реконструированные образы по сокращенному представлению также показаны рис. 6. Эти сокращенные изображения использовались как данные входного слоя карты Кохонена.



Рис. 4. Восстановленные цифры от 0 до 9



Рис. 5. Уменьшенная размерность цифр от 0 до 9 размера 28×28 пикселей



Рис. 6. Уменьшенная размерность цифр от 0 до 9 размера 7×7 пикселей

Заключение

Прикладная область диктует выбор датчика, методики предварительной обработки, схемы представления и модели принятия решения. Вообще принято соглашение, что четкая и достаточно ограниченная проблема распознавания (маленькие разновидности внутри класса и большие разновидности между классами) будет вести к компактному представлению образцов, образующих класс, и простой стратегии принятия решения. Обучение из набора примеров (обучающийся набор) – важный и желательный атрибут большинства систем распознавания образов. Четыре самых известных подхода для распознавания образов:

- Сравнение с шаблонами.
- Статистическая классификация.
- Синтаксическое или структурное соответствие.
- Нейронные сети.

Эти модели не обязательно независимы, и иногда один и тот же метод распознавания образов существует с различными интерпретациями.

Список литературы

1 *Samarasinghe S.* Neural Networks for Applied Sciences and Engineering: From Fundamentals to Complex Pattern Recognition. Auerbach Publications, 2006. – 582 p.

2 *Abdallah A.M.* Abou El-Nasr and A. Lynn Abbott, «A New Face Detection Technique using 2D DCT and Self Organizing Feature Map» in Proc. of World Academy of Science // Engineering and Technology. – 2007. – Vol. 21. – P. 15-19.

3 *Kumar D., Rai C.S., Kumar S.* Face Recognition using Self-Organizing Map and Principal Component Analysis in Proc. on Neural Networks and Brain // ICNNB. – 2005. – Vol. 3. – 2005. – P. 469-1473.

4 *Тант Зин Пьо, Кочетков М.П.* Обработка изображений в системах технического зрения робототехнических комплексов // Информ.-управляющие вычислительные системы: алгоритмы, аппаратные и программные средства: межвуз. сб. / Под ред. В.А.Бархоткина. – М.: МИЭТ, 2011. – 148 с.

Жетимекова Гаухар Женисовна, старший преподаватель прикладной математики
e-mail: jetimekova@mail.ru