

УДК 681.5

АЛГОРИТМ РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СЕТИ КОХЕНЕНА**Жетимекова Гаухар Женисовна,**старший преподаватель кафедры Прикладной математики и информатики КарГУ им.Е.А.Букетова
e-mail: jetimekova@mail.ru

В статье рассматривается алгоритм распознавания образов с использованием сети Кохенена. В неконтролируемом обучении нет ожидаемых выходов, представленных в нейронной сети, как в контролируемом алгоритме обучения с учителем типа обратного распространения. Самоорганизующая карта Кохенена - система нейронной сети, разработанная Кохенена, часто используется для классифицирования входов на различные категории.

Ключевые слова: нейронные сети, алгоритм, распознавание образов, алгоритм с обучением, алгоритм без обучения, персептрон.

ALGORITHM RECOGNITION OF IMAGES WITH USE OF THE KOKHENEN NETWORK**Zhetimekova Gaukhar Zhenisovna,**the senior teacher of department of Applied mathematics and informatics the HAG of E.A.Buketova,
e-mail: jetimekova@mail.ru

In article the algorithm recognition of images with use of a network of Kokhenen is considered. In uncontrollable training there are no expected exits presented in a neural network as in controlled algorithm of training with the teacher like the return distribution. The self-organizing card of Kokhenen - system of a neural network, the developed Kokhenen, often is used for classification of entrances on various categories.

Keywords: neural networks, algorithm, recognition of images, algorithm with training, algorithm without training

Нейронные сети представляют собой мощный инструмент в искусственном интеллекте. Область их применения очень широкая, начиная от распознавания образов, заканчивая теорией игр и моделирования человеческого мозга. Существуют множество видов нейронной сетей: персептронные, обратного распространения, карты Кохенена, и другие.

Данная статья посвящена распознаванию без обучения с помощью нейронных сетей. В распознавание без обучения нет никакого учителя. Сеть должна обнаружить для себя образцы, признаки, регулярность, корреляции или категории во входных данных и коде используя их в процессе распознавания.

Один из типов конкурентоспособного самопроизвольного обучения является карта признаков Кохенена 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. Самоорганизующая карта Кохенена (СОК) - система нейронной сети, разработанная Кохенена, часто используется для классифицирования входов на различные категории. Нейронная сеть Кохенена работает отличным образом в отличие от нейронной сети с прямой связью. Нейронная сеть Кохенена содержит слой входа и выхода нейронов, при этом нет ни одного скрытого слоя как показано на рисунке 1.

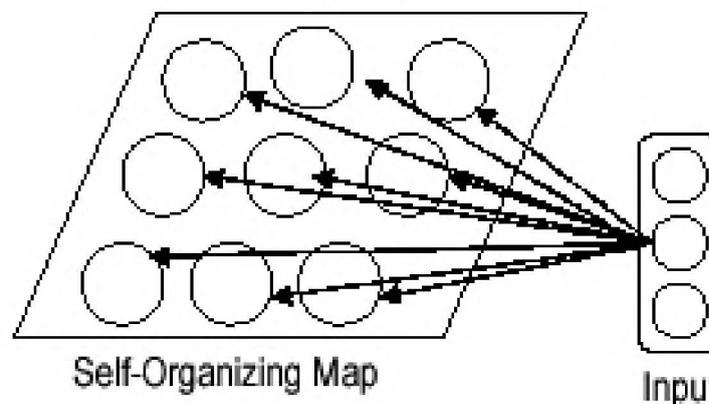


Рис. 1. Карты Кохенена

Подобно любой другой нейронной сети, использование карты Кохенена состоит из двух шагов: шаг обучения и шаг тестирования.

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. Как показано на рисунке 1, карта Кохенена 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.

$$out_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \tag{1}$$

где, w_{ij} - весовой коэффициент, \tilde{x}_i - входной вектор.

Веса и входы обычно нормализованы, то есть величина веса и входных векторов установлена равной единице. Нейрон с наибольшим выходом – «победитель». Этот нейрон имеет заключительный выход 1, и все другие нейроны имеют выход нули.

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

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

Размер окрестностей используется для моделирования эффекта мексиканской функции шляпы. Те нейроны, которые находятся в пределах расстояния, указанного размером окрестностей, участвуют в обучении и обновлениях векторов веса уравнением 3:

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

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 течении цикла обучения.

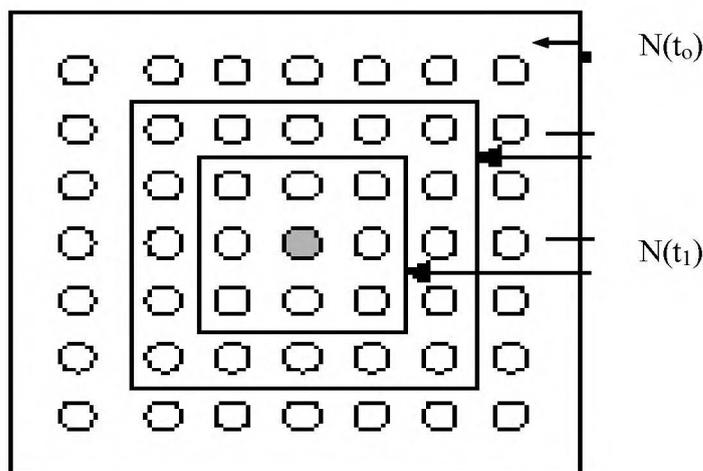


Рис. 2. Соседние окна победившего узла

Коэффициент скорости обучения η - 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. Поскольку различные нейроны побеждают для различных образцов, то будет увеличена их способность распознать специфический образец.

Процесс распознавания организуется так, что образам из различных классов соответствуют различные нейроны «победители», 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 картинка 28x28 пикселей рис. 2.



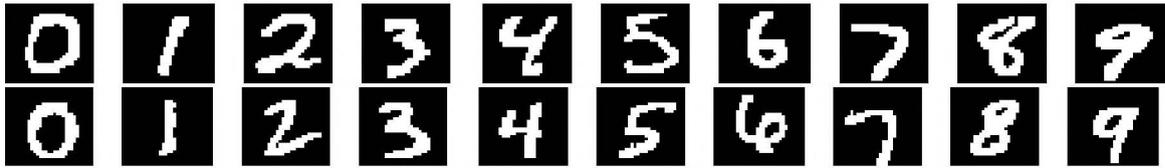


Рис. 3. Восстановленные цифры от 0 до 9.

Выбор или извлечение признака является процессом выбора карты формы $y=f(x)$, при котором выборка $x(x_1, x_2, \dots, x_n)$ в n -мерном измеренном пространстве \mathbb{R}^n преобразована в точку $y(y_1, y_2, \dots, y_q)$ в q -мерном ($q < n$) \mathbb{R}^q пространстве признака. Сохранить оптимальные существенные характеристики, необходимые для процесса распознавания и уменьшения размерности пространства так, чтобы была возможна эффективная классификация. Самый общий метод уменьшения размерности входного пространства – принцип покомпонентного анализа (РСА).

После применения алгоритма по сокращению размерности на который потребовалось три шага, размерность образа сократилась до размерности 7x7 на рис.4.



Рис. 4. Уменьшенная размерность цифр от 0 до 9 размера 28x28 пикселей

Процедура сокращения размерностей осуществлен с помощью следующих шагов:

1. Заполнить начальные веса сети случайными числами между (0,1). Установить количество выходов m , который представляют собой собственные значения и изучение скоростью η . Входной вектор должен быть нормализован в среднем к нулю. Вычислить среднее из всех входных образцов, и вычесть полученное значение из каждого входа так, чтобы получить входы с нулевым-средним и таким образом, вычислить среднеквадратичное отклонение δ всех образцов.

2. Входной вектор передать вперед по сети согласно уравнению 4, чтобы вычислить выход

$$y_j(n) = \sum_{i=1}^m w_{ij}(n) x_i(n) \quad , \quad j=1,2,3,\dots,m \quad (4)$$

3. Синаптический вес $w_{ij}(n)$ адаптировать в соответствии с обобщенной формой обучения Hebbian уравнением (5).

$$\Delta w_{ij} = \eta Y (x_i - Y w_{ij}) \quad (5)$$

$$\Delta w_{ij}(n) = \eta \left[y_j(n) x_i(n) - y_j(n) \sum_{i=1}^j w_{ij}(n) x_i(n) \right] , i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,l \quad (6)$$

Веса модифицируются уравнением 7

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij}(n) \quad (7)$$

Реконструированный образы по сокращенному представлению также показаны рис. 5. Эти сокращенные изображения использовались как данные входного слоя карты Кохенена.

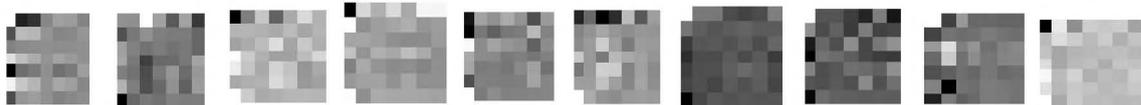


Рис. 5. Уменьшенная размерность цифр от 0 до 9 размера 7x7 пикселей.

Таблица 1. Матричные данные уменьшенного изображения нулевые цифры размера 7x7 пикселей.

3.173	-3.152	-2.670	-0.225	0.453	0.362	-0.328
-1.825	1.236	1.086	0.085	-0.297	-0.218	0.181
-0.388	-0.153	-0.083	-0.025	-0.089	-0.050	0.013
2.232	1.315	0.808	0.108	0.556	0.282	-0.003

Таблица 2. Выходы распознавания цифр сети Кохонен

Cycle	Digit	Pattern	Win nod index	Neigh. size	Average distance
8	0	80	56	5	0.107580
8	1	81	73	5	0.107580
8	2	82	29	5	0.107580
8	3	83	88	5	0.107580
8	4	84	11	5	0.107580
8	5	85	65	5	0.107580
8	6	86	0	5	0.107580
8	7	87	79	5	0.107580
8	8	88	50	5	0.107580
8	9	89	23	5	0.107580

Список литературы

1. Головки В.А. Нейроинтеллект: Теория и применения. Книга 1. Организация и обучение нейронных сетей с прямыми и обратными связями - Брест:БПИ, 1999, - 260с.
2. Головки В.А. Нейроинтеллект: Теория и применения. Книга 2. Самоорганизация, отказоустойчивость и применение нейронных сетей - Брест:БПИ, 1999, - 228с.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика, 1992 - 184 с.
4. A.I. Wasserman, "Neural Computing: Theory and Practice," Van Nostrand Reinhold, New York, 1989.

Literature

1. Golovko VA Neyrointellekt: Theory and application. Book 1. The organization and training of neural networks with backward and forward linkages - Brest: BPI, 1999 - 260s.
2. Golovko VA Neyrointellekt: Theory and application. Book 2. Self-organizing, fault tolerance and application of neural networks - Brest: BPI, 1999 - 228s.
3. F. Wasserman neurocomputing technique: Theory and Practice, 1992 - 184 p.
4. A.I. Wasserman, "Neural Computing: Theory and Practice," Van Nostrand Reinhold, New York, 1989.

УДК 621.791:94.55

УСОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ УЗЛА ВРАЩЕНИЯ ЭЛЕКТРОДА ПЛАЗМОТРОНА С ВРАЩАЮЩИМСЯ ШАРОВЫМ ЭЛЕКТРОДОМ С ПРИМЕНЕНИЕМ ПЛАНЕТАРНОГО МЕХАНИЗМА

Борув М. А., Жумалиев Ж. М.

Кыргызский государственный технический университет им. И. Раззакова, Бишкек, Кыргызская Республика, E-mail: bbbmeder.com@yandex.ru

В данной работе рассматривается новый способ вращения электрода плазматрона с вращающимся шаровым электродом с применением планетарного механизма. Кроме этого, приводятся результаты компьютерного моделирования с помощью программы 3Ds MAX работы электродного узла, который показывает визуальное представление теплового следа плазменной дуги на поверхности электрода при применении данного способа вращения.