УДК 004.032.26

Об одном методе сегментации растровых изображений с помощью нейронных сетей встречного распространения

© **А. А. Ферцев**[1]

Аннотация. В работе приведены теоретические основания сегментации изображений с помощью нейронных сетей встречного распространения. Описаны практические подходы, использованные при построении программного комплекса.

Ключевые слова: сегментация изображений, обучение с учителем, нейронные сети встречного распространения, метод выпуклой комбинации.

1. Введение

Основной математической моделью, используемой в данной работе, является дискретная модель изображения. Согласно [1] и [2] будем представлять дискретное изображение в виде прямоугольной матрицы $A = (a_{ij}), n \times m$. Элементы матрицы a_{ij} есть пиксели изображения, величина a_{ij} показывает яркость пикселя (или уровень серого). В данной работе используются черно-белые изображения, имеющие 256 градаций яркости (8-битные изображения).

2. Сегментация изображений

Сегментацией изображения называется процесс разбиения изображения на области по заранее известному критерию. Предполагается, что области соответствуют реальным объектам, или их частям, а границы областей соответствуют границам объектов.

Задачи сегментации делятся на два класса:

- выделение областей изображения с известными свойствами
- разбиение изображения на однородные области

В первом случае задача сегментации состоит в поиске определенных областей, о которых имеется априорная информация (например, известен цвет, форма областей, или области представляют собой изображения известного объекта).

Во втором случае никакая априорная информация о свойствах областей не используется, зато на само разбиение изображения накладываются некоторые условия (например, все области должны быть однородны по цвету и текстуре). Так как при такой постановке задачи сегментации не используется априорная информация об изображенных объектах, то методы этой группы универсальны и применимы к любым изображениям.

[1]Аспирант кафедры прикладной математики, Мордовский государственный университет имени Н. П. Огарева, г. Саранск; Alex.Fertsev@metaproducts.com

3. Нейронная сеть встречного распространения

Нейронная сеть встречного распространения объединяет два типа нейронных сетей – самоорганизующаяся карта Кохонена [3] и «звезда» Гроссберга [4]. Их объединение ведет к свойствам, которых нет ни у одного из них в отдельности. Обобщающая способность сети позволяет получать правильный выход даже при приложении входного вектора, который является неполным или слегка неверным. Это позволяет использовать данную сеть для распознавания образов, восстановления образов и усиления сигналов.

На рисунке 3.1 показана упрощенная версия сети встречного распространения, используемая в данной работе.

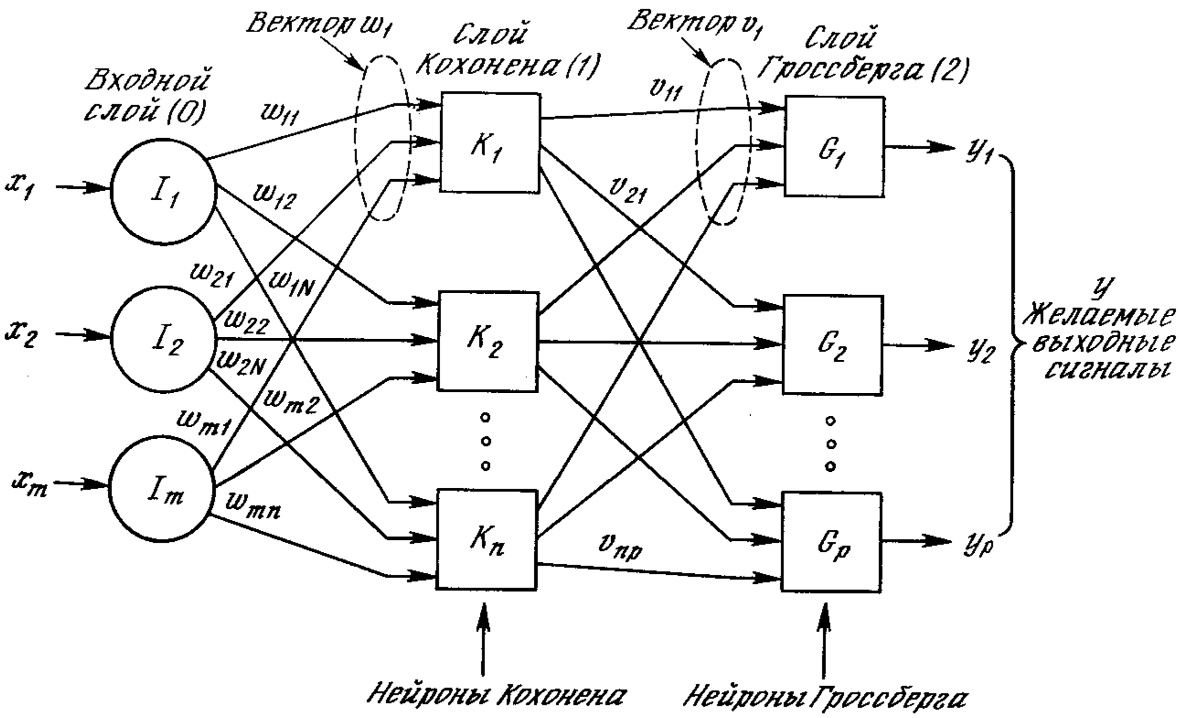


Рисунок **3.1**

Сеть встречного распространения

Нейроны слоя 0 (показанные кружками) служат лишь точками разветвления и не выполняют вычислений. Каждый нейрон слоя 0 соединен с каждым нейроном слоя 1 (называемого слоем Кохонена) отдельным весом w_{mn}. Эти веса в целом рассматриваются как матрица весов W. Аналогично, каждый нейрон в слое Кохонена (слое 1) соединен с каждым нейроном в слое Гроссберга (слое 2) весом v_{np}. Эти веса образуют матрицу весов V.

Как и многие другие сети, встречное распространение функционирует в двух режимах: в нормальном режиме, при котором принимается входной вектор X и выдается выходной вектор Y, и в режиме обучения, при котором подается входной вектор и веса корректируются, чтобы дать требуемый выходной вектор.

Каждый обрабатывающий элемент слоя Кохонена подсчитывает свою входную интенсивность I_j в соответствии в формулой:

$$I_j = D(W_j, X) \quad (1), \tag{3.1}$$

где $D(W_j, X)$ – некоторая мера расстояния между W и X. В текущей реализации $D(W_j, X) = \sum_i x_i w_{ji}$

При реализации закона Кохонена, как только каждый обрабатывающий элемент (нейрон) подсчитал свою входную интенсивность, между ними происходит соревнование, цель которого – нахождение элемента с наибольшим значением интенсивности. Как только будет найден победитель такого соревнования, его выход полагается равным 1. После этого происходит изменение весов в соответствии с законом обучения Кохонена:

$$W_j(t+1) = \begin{cases} (1-\alpha) W_j(t) + \alpha X, j = k(\text{победитель}) \\ W_j(t), j \neq k \end{cases}, \alpha \in (0,1) \tag{3.2}$$

В начале процесса обучения $\alpha \cong 1$, а затем по мере обучения уменьшается до величины $\alpha = 0.1$. Использования коэффициента α объясняется тем, что вначале векторы входных данных и векторы весов нейронов могут сильно различаться и поэтому величина изменения весов должна быть достаточно большой. С течением процесса обучения значение весов нейронов Кохонена стремится к средним значениям обучающих векторов, поэтому величина изменения весов нейронов должна уменьшаться.

Слой Гроссберга функционирует следующим образом. Его выход NET является взвешенной суммой выходов $k_1, k_2, \ldots, k_n$ слоя Кохонена, образующих вектор K. Вектор соединяющих весов, обозначенный через V, состоит из весов $v_{11}, v_{21}, \ldots, v_{np}$. Тогда выход NET каждого нейрона Гроссберга есть

$$NET_j = \sum_i k_i v_{ij} \tag{3.3}$$

где NET_j – выход j-го нейрона Гроссберга.

Слой Гроссберга обучается по следующему алгоритму. Входной вектор, являющийся выходом слоя Кохонена, подается на слой нейронов Гроссберга, и выходы слоя Гроссберга вычисляются, как при нормальном функционировании. Далее, каждый вес корректируется. Величина коррекции веса пропорциональна разности между весом и требуемым выходом нейрона Гроссберга, с которым он соединен

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + \beta(y_j - v_{ij}(t)) k_i \tag{3.4}$$

где k_i – выход i-го нейрона Кохонена; y_j – j-ая компонента вектора желаемых выходов.

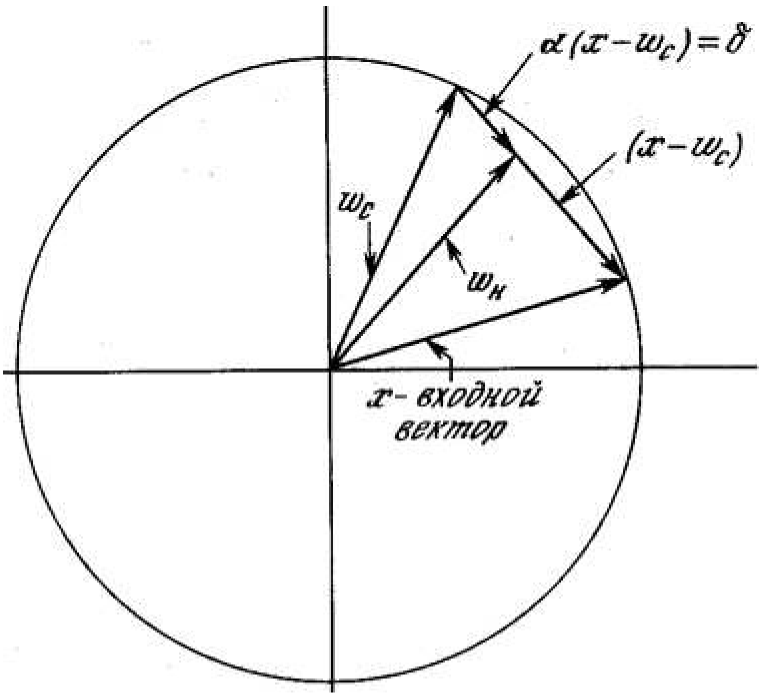
Первоначально β берется равным ≈ 0.1 и затем постепенно уменьшается в процессе обучения.

Отсюда видно, что веса слоя Гроссберга будут сходиться к средним величинам от желаемых выходов, тогда как веса слоя Кохонена обучаются на средних значениях входов. Обучение слоя Гроссберга – это обучение с учителем, алгоритм располагает желаемым выходом, по которому он обучается. Обучающийся без учителя, самоорганизующийся слой Кохонена дает выходы в недетерминированных позициях. Они отображаются в желаемые выходы слоем Гроссберга.

Метод обучения Кохонена обладает полезной и интересной способностью извлекать статистические свойства из множества входных данных. Как показано Кохоненом [3], для полностью обученной сети вероятность того, что случайно выбранный входной вектор (в соответствии с функцией плотности вероятности входного множества) будет ближайшим к любому заданному весовому вектору, равна $1/k$, где k – число нейронов Кохонена. Это является оптимальным распределением весов на гиперсфере. (Предполагается, что используются все весовые векторы).

Также необходимо отметить ряд практических подходов, примененных в текущей реализации сети встречного распространения для сегментации изображений.

Вначале все векторы обучающей выборки нормируются. В этом случае процесс обучения представляет собой перемещение вектора весов нейрона навстречу вектору обучающей выборки на гиперсфере. На рисунке 3.2 показан двумерный случай обучения.



Р и с у н о к **3.2**

Вращение весового вектора в процессе обучения;

На рисунке 3.2 w_H – вектор новых весовых коэффициентов, w_C – вектор старых весовых коэффициентов.

Немаловажным является вопрос выбора начальных значений весов нейронов. Классическим является подход, в ходе которого веса нейронов получают небольшие случайные значения. В результате этого весовые векторы равномерно распределяются по поверхности гиперсферы. Однако, на практике векторы входных данных часто имеют распределение, близкое к нормальному, то есть группируются в относительно малой части гиперсферы. В текущей реализации сети встречного распространения для сегментации изображений применяются два подхода, призванные минимизировать негативные последствия начального задания весов нейронов.

Первый подход модифицирует веса и входные данные по методу *выпуклой комбинации* (convex combination method). Его суть состоит в том, что все веса приравниваются одной и той же величине

$$w_i = 1/\sqrt{n} \tag{3.5}$$

где n – число компонент каждого весового вектора. Благодаря этому все весовые векторы совпадают и имеют единичную длину. Каждой же компоненте вектора обучающей выборки придается значение

$$x_i = \alpha x_i + \frac{1-\alpha}{\sqrt{n}} \tag{3.6}$$

где n – число входов. Вначале α очень мало, вследствие чего все входные векторы имеют длину, близкую к $1/\sqrt{n}$, и почти совпадают с векторами весов. В процессе обучения сети α постепенно возрастает, приближаясь к единице. Это позволяет разделять входные векторы и окончательно приписывает им их истинные значения.

Второй подход, предложенный DeSieno [8], модифицирует закон обучения Кохонена таким образом, что каждый нейрон Кохонена получает ячейку памяти, в которой хранится число эпох обучения, в которые нейрон становился «победителем». Как только это число достигает определенного значения (например, $1/k$, где k – число нейронов Кохонена), нейрон временно исключается из поиска «победителя». Это также позволяет сгладить влияние начального задания весов нейронов и входных данных.

В приложении к сегментации изображений обучающая выборка состоит из окрестностей 3×3 каждого пикселя изображения (получается массив векторов $X_j = x_1, \ldots, x_9$). Число нейронов Кохонена равно числу компонент обучающих векторов, а число нейронов Гроссберга – числу классов пикселей, выделяемых на изображении. Данная конфигурация не является единственной, в настоящее время идет ее тестирование. В частности, в [7] предложена конфигурация сети с другими параметрами.

Список литературы

1. Прэтт У. Цифровая обработка изображений: Пер. с англ. – М.: Мир, 1982. – 312 с.

2. Р. Гонсалес, Р. Вудс Цифровая обработка изображений: Пер. с англ. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.

3. Kohonen, T. Self-organization and Associative Memory. Springer-Verlag: New York, 1997, 428p

4. Grossberg S. 1971. Embedding fields: Underlying philosophy, mathematics, and applications of psyho-logy, phisiology, and anatomy. Journal of Cybernetics, 1:28-50.

5. Hecht-Nielsen R. 1987b. Counterpropagation networks. Applied Optics 26(23): 4979-84.

6. Hecht-Nielsen R. 1988. Applications of Counterpropagation networks. Newral Networks 1: 131-39.

7. С.В.Ильин, М.Н.Рычагов Сегментация ультразвуковых изображений с помощью нейронных сетей встречного распространения: Труды Нижегородской акустической научной сессии, ННГУ, 2002.

8. DeSieno D. 1988. Adding a conscience to competitive learning Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 117-24. San Diego, CA: SOS Printing.

Дата поступления 19.05.2010

One method of segmentation of raster images using counter-propagation neural networks

© **A. A. Fertsev** [2]

Abstract. In the work theoretical bases of image segmentation using counter-propagation neural networks are considered. A review of practical approaches used in software is included.
Key Words: image segmentation, supervised learning, counter-propagation neural networks, convex combination method.

References

1. Pratt W. Digital image processing. Wiley: New York , 1978, 312 p.
2. R. Gonzalez, R. Woods Digital Image Processing, Addison-Wesley Publishing Company, 1992, 528p.
3. Kohonen, T. Self-organization and Associative Memory. Springer-Verlag: New York, 1997, 428p
4. Grossberg S. 1971. Embedding fields: Underlying philosophy, mathematics, and applications of psyhology, phisiology, and anatomy. Journal of Cybernetics, 1:28-50.
5. Hecht-Nielsen R. 1987b. Counterpropagation networks. Applied Optics 26(23): 4979-84.
6. Hecht-Nielsen R. 1988. Applications of Counterpropagation networks. Newral Networks 1: 131-39.
7. S. V. Il'in, M. N. Rychagov Segmentation of ultrasound images using counter-propagation neural networks: Trudy Nizhegorodskoj akustichekoj nauchnoj sessii, NNGU, 2002.
8. DeSieno D. 1988. Adding a conscience to competitive learning Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, pp. 117-24. San Diego, CA: SOS Printing.

[2]Postgraduate student of Applied Mathematics Chair, Mordovian State University after N.P. Ogarev, Saransk; Alex.Fertsev@metaproducts.com