

МОДЕЛИРОВАНИЕ ОБРАБОТКИ ЗРИТЕЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ В НЕЙРОПОДОБНЫХ СЕТЯХ

Приходько Т.А.
Кафедра ЭВМ ДонГТУ

Abstract

Prihod'ko T. Simulation of visual information processing in neural networks. This article describes one example of visual information processing in neural networks and simulation of this processing on the base of MathCAD 6.0. Main results of simulation are presented.

Введение

Бурно развивающаяся индустрия интеллектуальных компьютерных систем порождает необходимость исследования теоретических и прикладных аспектов, связанных с моделированием естественных процессов мышления. В частности это вопросы, касающиеся развития аппарата нечеткой логики, методов распознавания и обработки визуальной информации с применением нечеткой логики и нейронных сетей, а также - разработки и исследования гипотез о когнитивных процессах и познавательных способностях человеческого мозга. В настоящее время существуют достаточно успешные попытки категоризации знаний и ощущений, а также распознавания зрительных и звуковых образов с помощью нейронных сетей и кодирования полученной информации не только и не столько с помощью традиционной двухуровневой логики, а с помощью нечеткой и многоуровневой логик. Такие подходы обеспечивают моделирование деятельности биологических систем наиболее близкое к функционированию естественных систем.

Поскольку современные широкомасштабные зарубежные разработки в этих областях [2] имеют сравнительно мало отечественных аналогов, за исключением отдельных довольно немногочисленных исследований, ведущихся, например, в Киеве в Институте кибернетики имени Глушкова под руководством Н.М. Амосова [1], важно искать и максимально использовать любые возможности проведения оригинальных исследований в области создания высокопараллельных систем обработки информации, их моделирования и исследования с целью развития данного направления в национальной научной школе. Такие системы будут иметь применение в промышленности в виде интеллектуальных регуляторов и контроллеров, в виде систем принятия решений, систем распознавания образов и т.п. Основные вопросы, подлежащие исследованию: развитие существующего логического базиса с целью его большей адаптации к задачам интеллектуализации компьютерных технологий, создания усовершенствованных систем кодирования информации, алгоритмов ее обработки, включая алгоритмы нейросетевой обработки, позволяющих реально повысить эффективность систем искусственного интеллекта.

Последовательность обработки зрительных изображений

Разработанный в институте имени Глушкова алгоритм обработки зрительной информации при помощи нейронных сетей (НС) основывается на данных биологических исследований естественной зрительной системы [1]. Последовательность выполнения операций по предварительной обработке изображений в данном алгоритме соответствует ставшей уже классической последовательности обработки в задачах технического зрения. Она состоит из следующих этапов:

1. *Процесс приема изображения.* Интенсивность излучения (яркость), воспринимаемая датчиком, усредняется и подвергается квантованию в каждой точке решетки растра. В обсуждаемом алгоритме каждая точка растра соответствует одному нейрону, поэтому исходное изображение интерпретируется как слой нейронов - рецепторов. В математической модели это соответствует матрице трехкомпонентных элементов растра, каждый из которых описывается двумерными

координатами (x, y) и соответствующими значениями уровня яркости. Границы уровня яркости задаются исследователем.

2. *Получение бинарного изображения.* В системах технического зрения, не использующих НС, бинарное изображение исходного образа получают в результате его обработки схемами или программными средствами. В таких системах бинарное (черно-белое) изображение резко снижает вычислительную мощность и объем памяти, требуемые для обработки изображений. В рассматриваемом алгоритме все преобразования, вплоть до получения бинарной матрицы изображения, нацелены на создание наилучших условий для выделения на нем признаков и контуров. Данный алгоритм предполагает параллельную обработку информации (так это происходит в зрительных анализаторах живых организмов), что автоматически обеспечивает выигрыш во времени.
3. *Обнаружение граней.* Этот этап в символьных моделях выполняется с помощью различных математических методов:
 - подбор пары масок (например, оператор Кирша);
 - математическая аппроксимация градиента (например, оператор Соубела);
 - параметрическое моделирование (например, оператор Хькела).

Эти методы, как правило, трудоемки, требуют значительного объема памяти и времени. Поэтому главным и решающим отличием данного алгоритма является то, что он одновременно обрабатывает все пиксели изображения, т.е. является параллельным. Кроме того нейронная сеть сразу обнаруживает контуры наиболее ярких и протяженных поверхностей, а не составляет их из предварительно полученных граней, как в символьных методах.

4. *Сегментация изображения.* В общем случае термин сегментация изображения означает процесс выделения максимально возможной площади на плоскости образа, которая соответствует одному и тому же критерию внутренней однородности: уровню серого цвета, текстуре, форме, яркости и т.п. Алгоритм, рассматриваемый в данной статье, включает в себя процедуру яркостной сегментации изображения, которая выделяет наиболее яркие, протяженные, равномерно освещенные области изображения. Процедура (алгоритм) яркостной сегментации совмещает в себе два основных класса методов яркостной сегментации [1]: выделение внутренних точек областей однородности, выделение границ областей с последующим их прослеживанием.

Моделирование алгоритма яркостной сегментации изображений

Алгоритм яркостной сегментации обработки изображения с использованием нейронной сети был промоделирован в прикладном математическом пакете Mathcad 6 PLUS. Для моделирования и анализа алгоритма яркостной сегментации изображения была подобрана матрица рецепторов размерностью 30 x 30 пиксель (исходное изображение проектируется на матрицу рецепторов в неизменном виде). Причина выбора такой размерности заключается в оптимальном сочетании скорости обработки матрицы в пакете Mathcad и достаточного разрешения картинки для прослеживания контуров. Для простоты и выразительности матрица зрительных рецепторов задана с помощью функции:

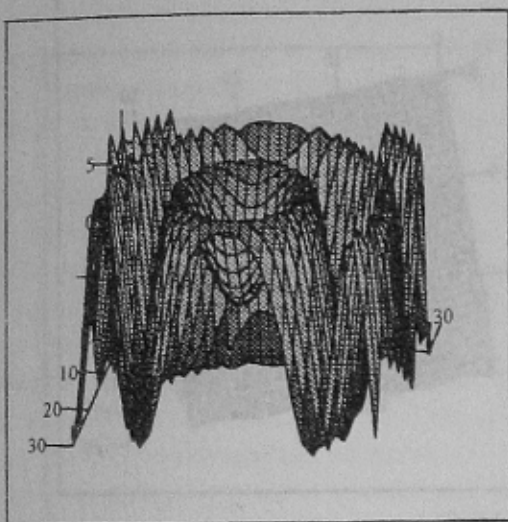
$$f(x, y) = \sin(x^2 + y^2)$$

где для каждого элемента с координатами i, j принимаются следующие значения:

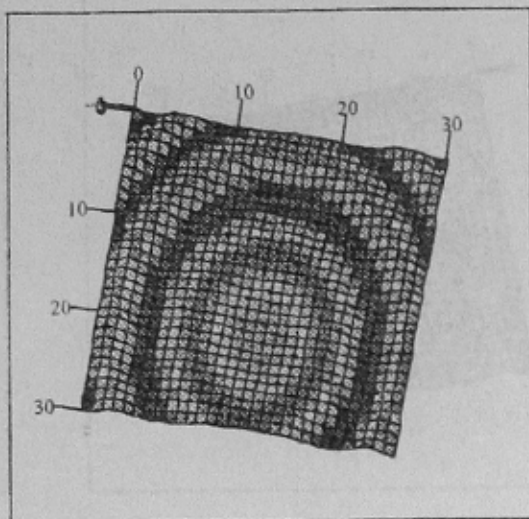
$$\begin{aligned} x_i &= -3.1 + 15 * i \\ y_j &= -3.1 + 0.2 * j \\ i &= j = 0, \dots, m \\ m &= 30 \end{aligned}$$

Согласно заданной функции в среде Mathcad формируется исходный образ M (рис. 1).

В основе алгоритма яркостной сегментации изображения (ЯСИ) лежит операция расфокусировки матрицы зрительных рецепторов, обусловленная физиологическим процессом зрительного восприятия. Эта операция определяется алгоритмом, представленным на рис. 1. При этом матрица расфокусировки усреднения по квадрату со стороной n) задается произвольной целой величиной в зависимости от условий конкретной задачи. В данном алгоритме с увеличением матрицы расфокусировки увеличивается погрешность вычислений по кромке изображения. Эта погрешность возрастает в результате



M



M

$$\text{rasf}(A, n) = \left| \begin{array}{l} M1 \leftarrow A \\ k \leftarrow \frac{n+1}{2} \\ \text{for } i \in (1..(\text{cols}(A) - n) + 1) \\ \quad \left| \begin{array}{l} l \leftarrow \frac{n+1}{2} \\ \text{for } j \in 1.. \text{rows}(A) - n + 1 \\ \quad y \leftarrow \text{submatrix}(A, i, i+n-1, j, j+n-1) \\ \quad M1_{k,l} \leftarrow \text{mean}(y) \\ \quad l \leftarrow l + 1 \\ \quad k \leftarrow k + 1 \end{array} \right. \\ M1 \end{array} \right.$$

Процедура расфокусировки (сторона квадрата расфокусировки может быть задана произвольно, но быть нечетной, согласно смыслу алгоритма).

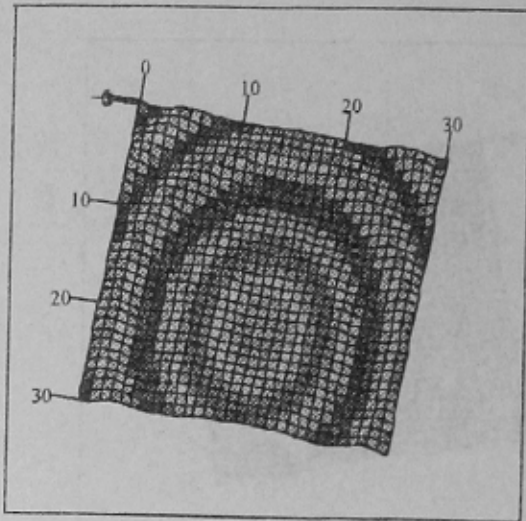
$$I(A, n1, n2) = \left| \begin{array}{l} A1 \leftarrow \text{rasf}(A, n1) \\ A2 \leftarrow \text{rasf}(A, n2) \\ K \leftarrow A1 - A2 \text{ if } |A1 - A2| > 0 \\ K \leftarrow 0 \text{ otherwise} \\ K \end{array} \right.$$

$$Mk(A, n3, \delta) = \left| \begin{array}{l} \text{for } i \in 1.. \text{cols}(A) \\ \quad \text{for } j \in 1.. \text{rows}(A) \\ \quad \quad \left| \begin{array}{l} C_{i,j} \leftarrow 1 \text{ if } A_{i,j} - \text{rasf}(A, n3)_{i,j} - \delta > 0 \\ C_{i,j} \leftarrow 0 \text{ otherwise} \end{array} \right. \\ C \end{array} \right.$$

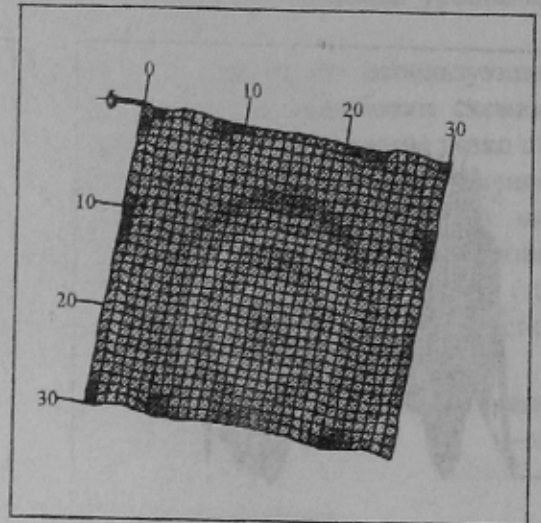
Процедура вычисления контурной функции.

Процедура вычисления двоичной матрицы контуров

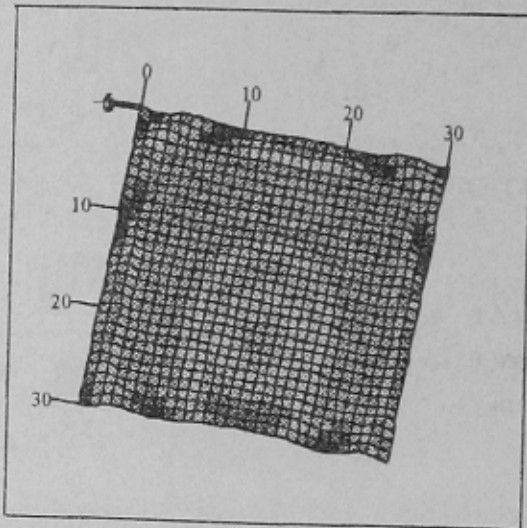
Рис. 1. Исходная матрица M образа и процедуры ее преобразования



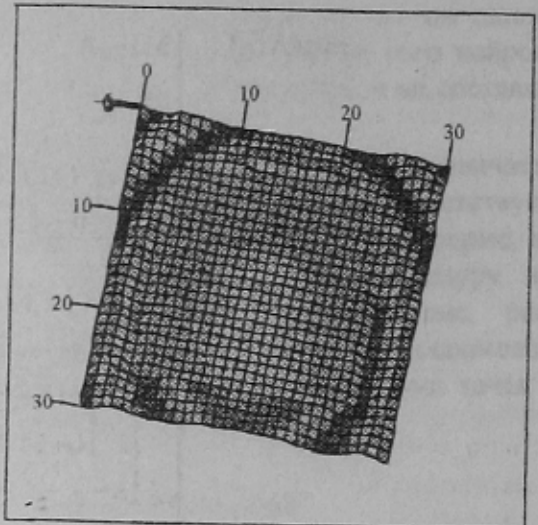
M



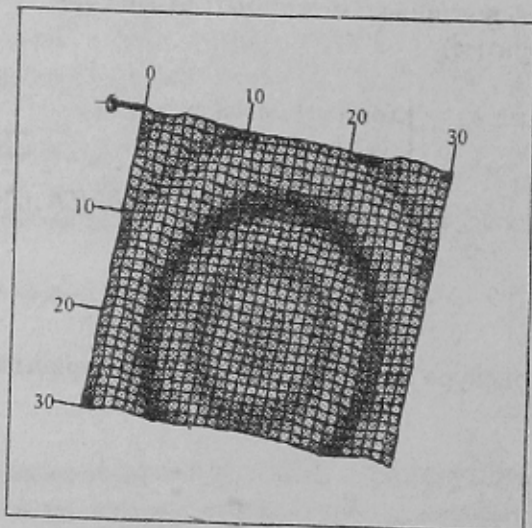
rasf(M, 5)



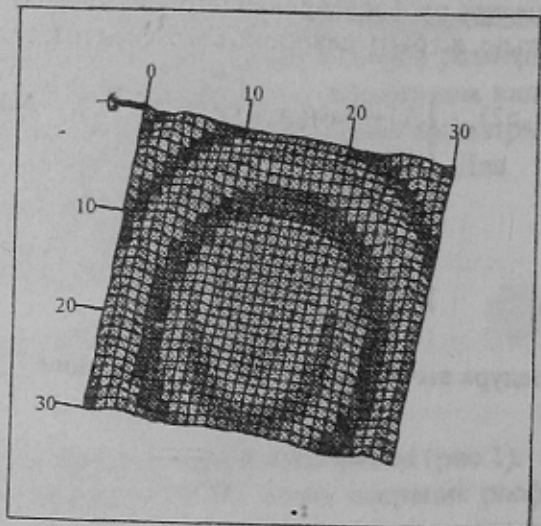
rasf(M, 7)



rasf(M, 11)

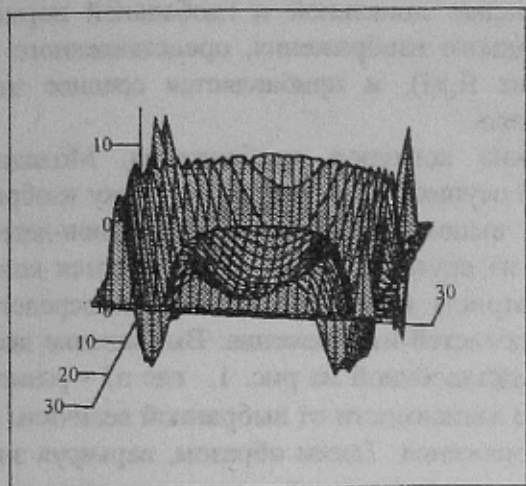


rasf(M, 3)

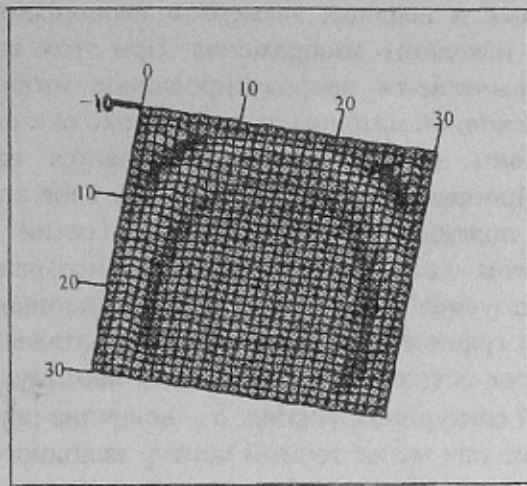


rasf(M, 21)

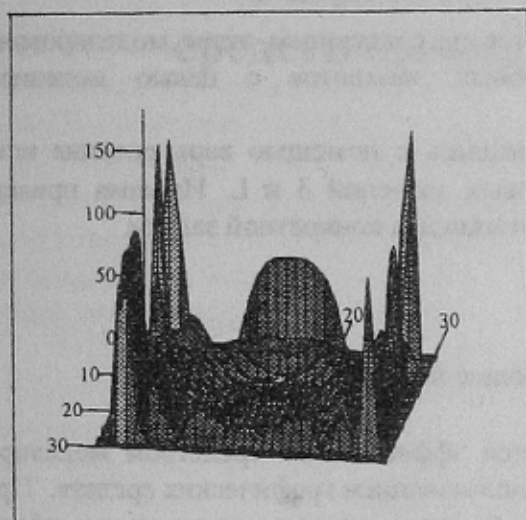
Рис. 2. Результаты расфокусировки исходной матрицы рецепторов



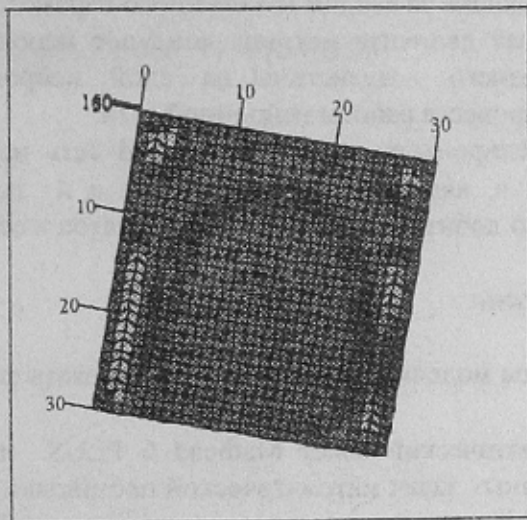
M3



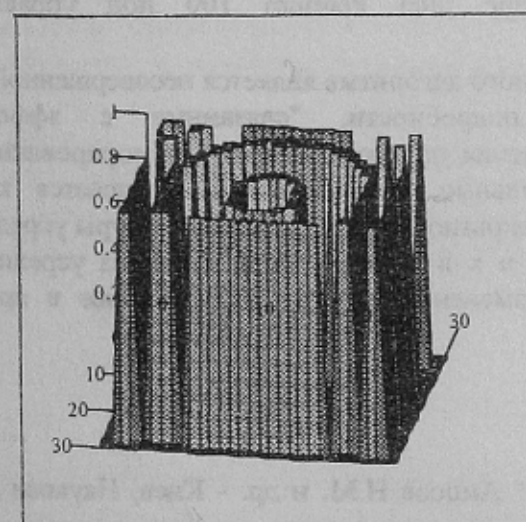
M3



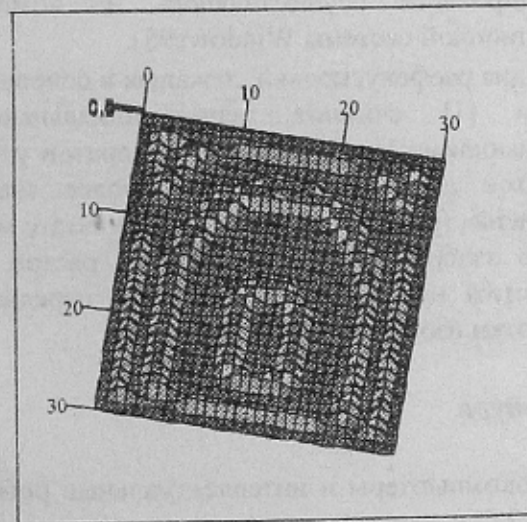
M4



M4



M5



M5

Рис. 3. Последовательность преобразований исходной матрицы в процессе яркостной сегментации изображения

ногократного применения операции усреднения. Результаты применения описанной операции к исходному изображению приведены на рис. 2.

Следующий шаг алгоритма отражает нейрофизиологический принцип, согласно которому первые рецепторных и нервных элементов выполняют операцию локальной и глобальной нормировки уровня яркости исходного изображения. При этом из исходного изображения, представленного в виде матрицы $I_{i,j}$ вычитается расфокусированное изображение $f_{i,j}(l)$, и прибавляется среднее значение освещенности исходной матрицы, размерностью $m \times m$ пиксель.

Следующим этапом алгоритма является выделение контуров изображения. Моделируется трехслойная нейронная структура, первые два слоя которой осуществляют расфокусировку изображения рецептивными полями разной величины. Третий слой выполняет функцию нейронов-детекторов контраста, вычитая одно расфокусированное изображение из другого. Результатом является контурная функция, используемая далее для получения двоичной матрицы контуров, дающей непосредственное представление о границах наиболее ярких и протяженных областей изображения. Вычисление двоичной матрицы контуров осуществляется согласно процедуре, представленной на рис. 1, где n_3 - размер окна расфокусировки контурной функции, δ - величина порога. В зависимости от выбранной величины порога выделяется более или менее точный контур исходного изображения. Таким образом, варьируя значения n_1, n_2, n_3, δ можно добиться наиболее точного отражения двоичной матрицей контуров границ яркостных пятен исходного изображения. Математический пакет Mathcad автоматически пересчитывает все матрицы значения, следующие за вводом измененного параметра.

Полученная двоичная матрица контуров используется на следующем этапе моделирования для передачи тормозного воздействия на слой нейроподобных элементов с целью моделирования динамического процесса работы нейронной сети.

При моделировании в пакете Mathcad сеть настраивалась с помощью варьирования исходных параметров, в т. ч. квадрата расфокусировки n и пороговых значений δ и L . Изменяя приведенные параметры можно добиться наилучших результатов в сегментации для конкретной задачи.

Заключение

Результаты моделирования позволяют сделать следующие выводы:

1. Математический пакет Mathcad 6 PLUS является эффективным средством моделирования различных задач математической постановки с использованием графических средств. При этом пакет позволяет строить различные графики и разворачивать трехмерные объекты в пространстве, задавая угол поворота. Однако, для быстрой обработки, приближенной к реальному времени, требуется значительная вычислительная мощность рабочей станции (моделирование осуществлялось на компьютере Intel Pentium 100 под управлением операционной системы Windows95).
2. Операция расфокусировки, лежащая в основе данного алгоритма является несовершенной. Хотя авторы [1] считают не принципиальными подробности, "связанные с эффектами, возникающими при попадании квадратов усреднения по краям матриц", игнорирование этих эффектов дает искажения тем более значительные, чем большим выбирается квадрат усреднения (расфокусировки). В результате многократного применения процедуры усреднения, контур изображения ($(n-1)/2$ точек растра, где $n \times n$ - размерность квадрата усреднения) становится нулевым и неадекватно передает изменение образа, происходящее в процессе обработки изображения.

Литература

1. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы / Амосов Н.М. и др. - Киев, Наукова думка, 1991, 272 с.
2. Zell A. Simulation Neuronaler Netze. Bonn, Addison-Wesley, 1994, 624 s.