Лабораторная работа №5.

Построение нейронной сети Хопфилда средствами языка программирования высокого уровня

Цель работы: *Научиться программировать и обучать нейронную сеть с обратными связями.*

Задание:*Создать нейронную сеть со структурой "сеть Хопфилда", и обучить ее распознаванию нижеприведенных массивов (приложение А)..*

Ход работы:

1. Разработать структурную схему нейронной сети, способной выполнить классификацию данных согласно заданию на лабораторную работу.
2. Обучить нейронную сеть на приведенных в приложении А примерах.
3. Опробовать работоспособность нейронной сети на произвольно измененном примере или примере, предложенном преподавателем
4. Оформить отчет в электронном виде (топология сети; входные данные; полученные выходные данные; измененный пример; выходные данные с измененным примером).

Приложение А.

Класс 1.
- 0,0,0,0,1,1,1,1

Класс 2.
- 1,1,1,1,0,0,0,0

Класс 3.
- 1,0,1,0,1,0,1,0

Приложение Б.

Теоретические сведения
Структура и функционирование сети Хопфилда

Сеть Хопфилда содержит слой нейронов с пороговой активационной функцией (нейроны имеют подстраиваемый порог переключения), принимающей значения -1 или +1; сигнал с выхода нейрона подается на входы всех остальных нейронов слоя.
В сети Хопфилда функция F - пороговая функция. Выход такого нейрона равен единице, если взвешенная сумма выходов с других нейронов больше порога Tj, в противном случае она равна нулю. Он вычисляется следующим образом:

$$\mathrm{NET}_j = \sum_{i \neq j} w_{ij} \mathrm{OUT}_i + \mathrm{IN}_j ,$$

$\mathrm{OUT}_j = 1$, если $\mathrm{NET}_j > T_j$,

$\mathrm{OUT}_j = 0$, если $\mathrm{NET}_j < T_j$,

OUT не изменяется, если $\mathrm{NET}_j = T_j$,

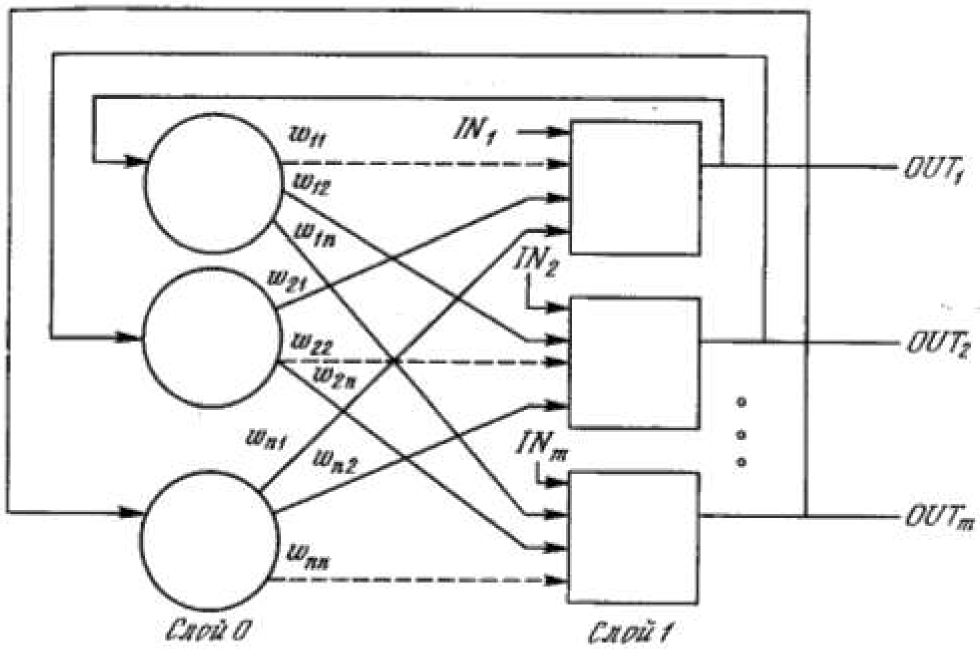

Рис.1. Структура сети Хопфилда
Пунктирные линии обозначают нулевые веса

Состояние сети – это просто множество текущих значений сигналов Y всех нейронов. Так как выход порогового нейрона может принимать только два дискретных значения, то текущее состояние сети является двоичным числом, каждый бит которого является сигналом Y некоторого нейрона. Функционирование сети легко визуализируется геометрически. На рис. 2 показан случай трех нейронов в выходном слое. Состояние сети представляется кубом, имеющим восемь вершин, каждая из которых помечена трехбитовым двоичным числом. В общем случае система с n нейронами имеет 2n различных состояний и представляется n-мерным гиперкубом.

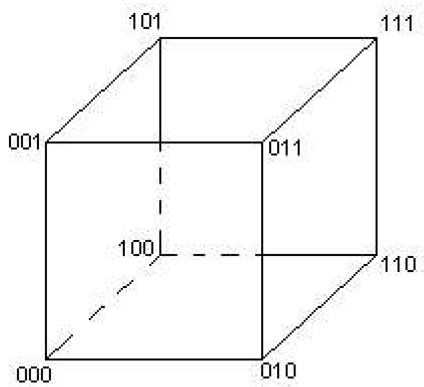

Рис. 2. Система состояний трехнейронной сети Хопфилда

Когда подается новый входной вектор, сеть переходит из вершины в вершину, пока не стабилизируется. Устойчивая вершина определяется минимумом функции энергии сети:

$$E = -\frac{1}{2}\sum_i \sum_j w_{ij} OUT_i OUT_j - \sum_j I_j OUT_j + \sum_j T_j OUT_j \qquad (1)$$

где wij – вес от выхода нейрона i к входу нейрона j; OUTj – выход нейрона j; Ij– внешний вход нейрона j; Tj – порог нейрона j.
Если входной вектор частично неправильный или неполный, то сеть стабилизируется в вершине, ближайшей к правильной.
Поверхность энергии E в пространстве состояний имеет весьма сложную форму с большим количеством локальных минимумов. Стационарные состояния, отвечающие минимумам, могут интерпретироваться, как образы памяти нейронной сети.
Хопфилд разработал ассоциативную память с непрерывными выходами, изменяющимися в пределах от +1 до –1, соответствующих двоичным значениям 0 и 1, Запоминаемая информация кодируется двоичными векторами и хранится в весах согласно следующей формуле:

$$w_{ij} = \sum_{d=1...m} (OUT_{i,d} OUT_{j,d}) \qquad (2)$$

где m – число запоминаемых входных векторов; d – номер запоминаемого входного вектора; OUTk,d – k-компонента запоминаемого входного вектора номер d.
Как только веса заданы, сеть может быть использована для получения запомненного выходного вектора по данному входному вектору, который может быть частично неправильным или неполным. Для этого выходам сети сначала придают значения этого входного вектора. Затем входной вектор убирается и сети предоставляется возможность «расслабиться», опустившись в ближайший глубокий минимум. Сеть идущая по локальному наклону функции энергии, может быть захвачена локальным минимумом, не достигнув наилучшего в глобальном смысле решения.

Емкость сети

Сеть из n двоичных нейронов может иметь 2n выходных состояний, однако не все они могут быть использованы. Если пытаться обучить сеть слишком большому количеству образов, сеть не сможет стабилизироваться на некоторых из требуемых выходных векторов. С другой стороны, сеть может в этом случае помнить то, чему ее не учили (явление ложной памяти).
В работе Grossberg S. было экспериментально показано, что в общем случае предельное значение емкости сети приближается к 0,15N, где N – количество нейронов. В работе Abu-Mostafa Y. S. было показано, что число таких состояний не может превышать N, что согласуется с наблюдениями над реальными системами и является наилучшей на сегодняшний день оценкой.

Таким образом, **алгоритм распознавания** образов сетью Хопфилда сводится к следующему:

1. Подать на вход сети распознаваемый образ In1.
2. Получить от сети предполагаемый ответ W1.
3. Запомнить W1.
4. Подать на вход сети образ W1.
5. Получить от сети предполагаемый ответ W2.
6. Сравнить W1 и W2.
7. Если W1=W2, то считаем образ распознанным и выходим из алгоритма.
8. Если W1<>W2, то приравниваем W1=W2 и переходим к пункту 4.

Желательно останавливать процесс распознавания после определенного количества итераций, т.к. сеть может не распознать образ и циклически изменять значения подобных распознаваемому образов. Естественно, получаемые выходы сети из-за компьютерного представления действительных чисел будут различны, поэтому рекомендуется ввести некоторый допуск ошибки, не превышающий 0.01.

Режим обучения образам сетью Хопфилда сводится к следующему:

1. Определить количество распознаваемых сетью классов.
2. По формуле (2) вычисляем веса сети на предложенных образцах.
3. Запоминаем данные веса и переходим в режим распознавания.