

Документ подписан простой электронной подписью  
Информация о владельце:  
ФИО: Емельянов Сергей Геннадьевич  
Должность: ректор  
Дата подписания: 27.04.2023 09:21:22  
Уникальный программный ключ:  
9ba7d3e34c012eba476ffd2d064cf2781953be730df2374d1

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ РОССИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное  
учреждение высшего образования

«Юго-Западный государственный университет»  
(ЮЗГУ)

Кафедра программной инженерии

УТВЕРЖДАЮ

Проректор по учебной работе



О.Г. Локтионова

2020 г.

**РАЗРАБОТКА ПРОГРАММЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ  
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Методические указания по выполнению лабораторной работы  
по дисциплине «Экспертные системы» для студентов направления  
подготовки 09.04.04 «Программная инженерия»

Курск 2020

УДК 004.65

Составители: В.Г. Белов, Т.М. Белова

Рецензент

Кандидат технических наук, доцент кафедры программной инженерии ЮЗГУ И.Н. Ефремова

**Разработка программы распознавания изображений с использованием нейронных сетей:** методические указания по выполнению лабораторной работы по дисциплине " Экспертные системы" для студентов направления подготовки 09.04.04 "Программная инженерия" / Юго-Зап. гос. ун-т; сост.: В.Г. Белов, Т.М. Белова, – Курск, 2017. – 12 с.: ил. 4.

Изложены основные алгоритмы настройки нейронных сетей.

Материал предназначен для студентов направления подготовки 09.04.04 «Программная инженерия» (профиль "Разработка информационно-вычислительных систем")

Подписано в печать 15.12.17. Формат 60x84 1/16.

Усл. печ. л. 0,6 . Уч.-изд. л. 0,5 . Тираж 100 экз. Заказ 4428. Бесплатно.

Юго-Западный государственный университет

305040, Курск, ул.50 лет Октября, 94.

## Содержание

1 Цель работы .....	4
2 Общие сведения.....	5
3 Порядок выполнения работы .....	9
4 Содержание отчета.....	10
5 Контрольные вопросы .....	11
6 Список использованных источников .....	12

## 1 Цель работы

Цель работы: приобретение и закрепление знаний, а также получение практических навыков работы с простейшими нейронными сетями на основании сведений, изложенных в [1-5].

## 2 Общие сведения

При моделировании нейронных сетей в качестве искусственных нейронов обычно используется простой процессорный элемент, изображенный на рисунке 1. На его входы поступает вектор  $X = (x_1, \dots, x_n)$  входных сигналов, являющихся выходными сигналами других нейронов, а также единичный сигнал смещения. Все входные сигналы, включая и сигнал смещения, умножаются на весовые коэффициенты своих связей и суммируются:

$$S = \sum_{i=1}^n x_i w_i + w_0,$$

где  $S$  – суммарный входной сигнал, который поступает на вход блока, реализующего функцию  $f$  активации нейрона;  $w_i (i = \overline{1, n})$  – весовые коэффициенты связей входных сигналов  $x_1, \dots, x_n$ ,  $w_0$  – весовой коэффициент связи сигнала смещения.

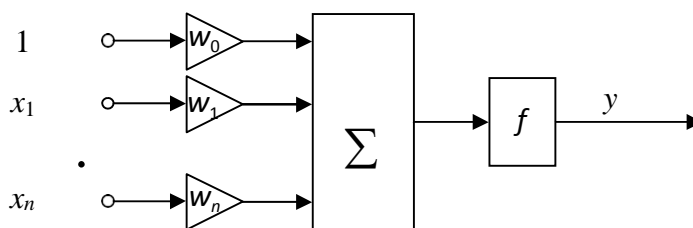


Рисунок 1 - Процессорный элемент, используемый в нейросетях

Искусственные нейронные сети, предназначенные для решения разнообразных конкретных задач, могут содержать от нескольких нейронов до тысяч и даже миллионов элементов. Однако уже отдельный нейрон (рис. 5.1) с биполярной функцией активации (на выходе имеется сигнал "1" или "-1") может быть использован для решения простых задач распознавания и классификации изображений.

Если выходной сигнал у нейрона принимает только два значения, то нейрон можно использовать для классификации предъявляемых изображений на два класса.

Пусть имеется множество  $M$  изображений, для которых известна корректная классификация на два класса

$$X^1 = \{X^{11}, X^{12}, \dots, X^{1q}\}, X^2 = \{X^{21}, X^{22}, \dots, X^{2q}\},$$

$$X^1 \cup X^2 = M,$$

$$X^1 \cap X^2 = M,$$

и пусть первому классу соответствует выходной сигнал  $y = 1$ , а классу  $X^2$  – сигнал  $y = -1$ . Если, например, предъявлено некоторое изображение  $X^\alpha = (X_1^\alpha, \dots, X_n^\alpha)$ ,  $X^\alpha \in M$  и его взвешенная сумма входных сигналов превышает нулевое значение:

$$S = \sum_{i=1}^n x_i^\alpha w_i + w_0 > 0$$

то выходной сигнал  $y = 1$  и, следовательно, входное изображение  $X^\alpha$  принадлежит классу  $X^1$ . Если  $S < 0$ , то  $y = -1$  и предъявленное изображение принадлежит второму классу.

Возможно использование отдельного нейрона и для выделения из множества классов  $M = \{X^1 = \{X^{11}, \dots, X^{1k}\}, \dots, X^i = \{X^{i1}, \dots, X^{iq}\}, \dots, X^p = \{X^{p1}, \dots, X^{pm}\}\}$  изображений единственного класса  $X^i$ . В этом случае полагают, что один из двух возможных выходных сигналов нейрона (например, 1) соответствует классу  $X^i$  а второй – всем остальным классам. Поэтому, если входное изображение  $X^\alpha$  приводит к появлению сигнала  $y = 1$ , то  $X^\alpha \in X^i$  если  $y = -1$ , то это означает, что предъявленное изображение не принадлежит выделяемому классу.

Система распознавания на основе единственного нейрона делит все пространство возможных решений на две области с помощью гиперплоскости

$$x_1 w_1 + x_2 w_2 + \dots + x_n w_n + w_0 = 0$$

Для двумерных входных векторов границей между двумя классами изображений является прямая линия: входные вектора, расположенные выше этой прямой, принадлежат к одному классу, а ниже – к другому.

Для адаптации, настройки или обучения весов связей нейрона может использоваться несколько методов. Рассмотрим один из них, получивший название "правило Хебба". Хебб, исследуя механизмы функционирования центральной

нервной системы, предположил, что обучение происходит путем усиления связей между нейронами, активность которых совпадает по времени.

Алгоритм настройки весов связей нейрона с использованием правила Хебба выглядит следующим образом (рисунок 2):

*Шаг 1.* Задается множество  $M = \{(X^1, t^1), \dots, (X^m, t^m)\}$  состоящее из пар {входное изображение  $X^k = (x_1^k, \dots, x_n^k)$ , необходимый выходной сигнал нейрона  $t^k$ , ( $k = \overline{1, m}$ )}. Иницируются веса связей нейрона:  $w_i = 0$ ,  $i = \overline{0, n}$

*Шаг 2.* Для каждой пары  $(X^k, t^k)$ ,  $k = \overline{1, m}$  пока не соблюдаются условия останова, выполняются шаги 3-5.

*Шаг 3.* Иницируется множество входов нейрона:  $x_0 = 1$ ,  $x_i = x_i^k$ ,  $i = \overline{1, n}$

*Шаг 4.* Иницируется выходной сигнал нейрона:  $y = t^k$ .

*Шаг 5.* Корректируются веса связей нейрона по правилу:  $w_i(new) = w_i(old) + x_i y$ ,  $i = \overline{0, n}$

*Шаг 6.* Проверка условий останова. Для каждого входного изображения  $X^k$  рассчитывается соответствующий ему выходной сигнал  $y^k$ :

$$y^k = \begin{cases} 1, & \text{если } S^k > 0 \\ -1, & \text{если } S^k \leq 0 \end{cases}, \quad k = \overline{1, m}$$

где

$$S^k = \sum_{i=1}^n x_i^k w_i + w_0$$

Если вектор  $(y^1, \dots, y^m)$  рассчитанных выходных сигналов равен вектору  $(t^1, \dots, t^m)$  заданных сигналов нейрона, т.е. каждому входному изображению соответствует заданный выходной сигнал, то вычисления прекращаются (переход к шагу 7), если же  $(y^1, \dots, y^m) \neq (t^1, \dots, t^m)$ , то переход к шагу 2 алгоритма.

*Шаг 7.* Останов.

Рисунок 2

Использование группы из  $m$  биполярных или бинарных нейронов  $A_1, \dots, A_m$  (рисунок 3) позволяет существенно расширить возможности нейронной сети и распознавать до  $2^m$  различных изображений. Правда, применение этой сети для распознавания  $2^m$  (или близких к  $2^m$  чисел) различных изображений может приводить к неразрешимым проблемам адаптации весов связей нейронной сети. Поэтому часто рекомендуют использовать данную архитектуру для распознавания только  $m$  различных изображений, задавая каждому из них единичный выход только на выходе одного  $A$ -элемента (выходы остальных при этом должны принимать

значение "-1").

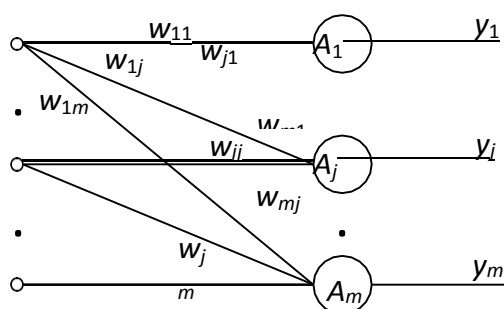


Рисунок 3 - Нейронная сеть из  $m$  элементов

Однослойная нейронная сеть с двоичными нейронами, приведенная на рисунке 3, может быть обучена с помощью алгоритма на основе правила Хебба. В этом случае она называется сетью Хебба. Использование других алгоритмов обучения этой же сети приводит и к изменению названия нейронной сети. Использование в названии сетей их алгоритмов обучения характерно для теории нейронных сетей. Для биполярного представления сигналов возможно обучение нейросети с помощью следующего алгоритма (рисунок 4):

- Шаг 1.** Задается множество  $M = \{(X^1, t^1), \dots, (X^m, t^m)\}$  состоящее из пар {входное изображение  $X^k = (x_1^k, \dots, x_n^k)$ , необходимый выходной сигнал нейрона  $t^k$ , ( $k = \overline{1, m}$ )}. Иницируются веса связей нейрона:  $w_{ij} = 0$ ,  $j = \overline{1, n}$ ,  $i = \overline{1, m}$
- Шаг 2.** Каждая пара  $(X^k, t^k)$ , проверяется на правильность реакции нейронной сети на входное изображение. Если полученный выходной вектор сети  $(y_1^k, \dots, y_n^k)$ , отличается от заданного  $t^k = (t_1^k, \dots, t_n^k)$ , то выполняют шаги 3-5.
- Шаг 3.** Иницируется множество входов нейронов:  $x_0 = 1$ ,  $x_j = x_j^k$ ,  $j = \overline{1, n}$
- Шаг 4.** Иницируются выходные сигналы нейронов:  $y_i = t_i^k$ ,  $i = \overline{0, m}$
- Шаг 5.** Корректируются веса связей нейронов по правилу:  $w_{ij}(new) = w_{ij}(old) + x_i y_j$ ,  $j = \overline{0, n}$ ,  $i = \overline{0, m}$
- Шаг 6.** Проверяются условия останова, т.е. правильности функционирования сети при предъявлении каждого входного изображения. Если условия не выполняются, то переход к шагу 2 алгоритма, иначе – прекращение вычислений (переход к шагу 7).
- Шаг 7.** Останов.

Рисунок 4



### 3 Порядок выполнения работы

1. Разработать структуру сети Хебба, способной распознавать четыре различные буквы Вашего имени или фамилии. При этом обосновать выбор:
  - § числа рецепторных нейронов (число входов сети должно быть не менее 12);
  - § числа выходных нейронов;
  - § выбор векторов выходных сигналов.
2. Разработать алгоритм и программу, моделирующую сеть Хебба.
3. Обучить нейронную сеть распознаванию четырех заданных символов.
4. Оформить отчет.

#### 4 Содержание отчета

1. Набор входных символов и требуемых выходных сигналов.
2. Исходный текст разработанной программы.
3. Выводы по работе.

## 5 Контрольные вопросы

1. Что такое искусственный нейрон?
2. В чём заключается обучение нейронной сети?

## 6 Список использованных источников

1. Искусственный интеллект. – В 3-х кн. Кн. 2. Модели и методы: Справочник / под ред. Д. А. Поспелова – М.: Радио и связь, 1990.
2. Галушкин А.И. Теория нейронных сетей. – М.: ИПРЖР, 2000. Горбань А. Н. Обучение нейронных сетей. – М.: СП Параграф, 1990.
3. Круглов В. В., Борисов В. В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия - Телеком, 2001.
4. Системы искусственного интеллекта [Электронный ресурс]: Методические указания к выполнению лабораторных работ / Сост. Гудков П.А. - Пенза: Пензенский гос. ун-т, 2007. - 53 с. – Режим доступа: <http://window.edu.ru/resource/709/59709>