

**Московский государственный университет путей сообщения
(МИИТ)**

Кафедра «Автоматизированные системы управления»

А.В. КУТЫРКИН

**РАСПОЗНАВАНИЕ ОПТИЧЕСКИХ ОБРАЗОВ (СИМВОЛОВ)
С ПОМОЩЬЮ ОДНОСЛОЙНОГО ПЕРСЕПТРОНА**

Методические указания к лабораторной работе
по дисциплинам «Системы искусственного интеллекта», «Представление и
обработка знаний»

Москва 2005

Московский государственный университет путей сообщения
(МИИТ)

Кафедра «Автоматизированные системы управления»

А.В. КУТЫРКИН

Утверждено
редакционно-издательским
советом университета

РАСПОЗНАВАНИЕ ОПТИЧЕСКИХ ОБРАЗОВ (СИМВОЛОВ)
С ПОМОЩЬЮ ОДНОСЛОЙНОГО ПЕРСЕПТРОНА

Методические указания
по дисциплинам «Системы искусственного интеллекта», «Представление и
обработка знаний»

МОСКВА 2005

УДК 658.012.011.56:007

К95

Кутыркин А.В. Распознавание оптических образов (символов) с помощью однослойного персептрона: Методические указания — М.: МИИТ, 2005, — 19 с.

Методические указания посвящены вопросам разработки и исследования моделей и методов искусственных нейронных сетей при интеллектуальной обработке данных в информационных системах. Представлено описание алгоритма распознавания оптических образов (символов), основанного на обучении персептрона. Представленный алгоритм предлагается программно реализовать в среде Borland Delphi, а результаты реализации использовать для исследования процесса распознавания печатных символов. Включены рабочее задание и контрольные вопросы.

© Московский государственный
университет путей сообщения
(МИИТ), 2005

СОДЕРЖАНИЕ

1. ОБЩИЕ СВЕДЕНИЯ ОБ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЯХ.....	4
2. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ НЕЙРОНА	8
3. ЭЛЕМЕНТАРНЫЙ ПЕРСЕПТРОН РОЗЕНБАЛАТТА И АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ ХЕББА	11
4. ОДНОСЛОЙНЫЙ ПЕРСЕПТРОН И АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ, ОСНОВАННЫЙ НА ДЕЛЬТА-ПРАВИЛЕ	13
5. СОЗДАНИЕ ПРОГРАММЫ ОБУЧЕНИЯ ПЕРСЕПТРОНА.....	15
6. СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ И РАБОЧЕЕ ЗАДАНИЕ	17
7. СОДЕРЖАНИЕ ОТЧЕТА.....	18
8. КОНТРОЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ	18
9. ЛИТЕРАТУРА	19

ЦЕЛЬ РАБОТЫ: ознакомление с проблемой использования искусственных нейронных сетей при интеллектуальной обработке данных в информационных системах; изучение основных принципов и практических методов распознавания оптических образов (символов) с помощью перцептрона; приобретение навыков в программной реализации изученных методов в среде Borland Delphi и в компьютерном распознавании графических символов.

1. ОБЩИЕ СВЕДЕНИЯ ОБ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЯХ

Искусственные нейронные сети (ИНС) представляют собой вычислительные структуры, которые обрабатывают информацию по образцу процессов, происходящих в нервных системах человека и других живых существ. ИНС (Neural Network) являются одной из наиболее развивающихся областей современной теории интеллектуальных вычислений (computer intelligence), связанной с разработкой и применением систем искусственного интеллекта. В настоящее время ИНС также относятся к наиболее перспективным направлениям, которые должны обеспечить прогресс в сфере информационных и компьютерных технологий.

Теоретические основы ИНС были заложены в начале сороковых годов 20-го века при исследовании возможных подходов к созданию вычислительных машин. В истории известны самые различные подходы, которые были предложены на этих ранних этапах развития вычислительной техники. Многие из этих подходов оказались бесперспективными и не получили дальнейшего развития. Наиболее продуктивным оказался подход, основанный на архитектуре машины фон Неймана. В настоящее время этот подход является традиционным, поскольку используется практически во всех современных компьютерах.

Однако компьютеры, основанные на архитектуре фон Неймана оказались неспособными к эффективному решению задач, связанных с интеллектуальной деятельностью человека. В первую очередь речь идёт о

задачах распознавания и ассоциации образов, автоматической классификации и обучения. По этой причине наряду с традиционной архитектурой машины фон Неймана развивался ещё один альтернативный подход к вычислениям, связанный с искусственными нейронными сетями (ИНС).

ИНС и построенные на их основе нейрокомпьютерные технологии в качестве прототипа используют структуры и механизмы функционирования биологических нервных систем. Создание ИНС связано с попытками понять фундаментальные принципы работы человеческого мозга. В настоящее время ИНС представляют собой весьма упрощенные модели функционирования живого мозга, ориентированные не на полное биологическое соответствие, а скорее на имитацию обработки информации в нервной системе с помощью определенных вычислений, получивших наименование нейровычислений.

Теория нейровычислений с помощью ИНС представляет собой альтернативную традиционному подходу парадигму вычислений, которая по возрасту ровесница архитектуре машины фон Неймана. Теоретические основы нейровычислений были заложены У. МакКаллоком и В. Питтсом ещё в начале 1940-х годов, но только в начале 1990-х годов, после преодоления некоторых теоретических барьеров, ИНС получили широкое распространение. В настоящее время ИНС серьёзно рассматриваются в качестве методологической основы для создания компьютера нового поколения.

Биологический нейрон является особой биологической клеткой, обрабатывающей информацию (см. рис. 1).

Как и любая клетка, нейрон имеет тело (сому), внутри которого располагается ядро. Из сомы нейрона выходят многочисленные отростки, обеспечивающие его взаимосвязь с другими нейронами.

Выделяется два вида отростков. Первый вид образуют многочисленные тонкие, густо ветвящиеся дендриты, по которым в нейрон поступает

информация. Простейший биологический нейрон может иметь до 10^4 дендритов, принимающих информацию от других нейронов. Второй вид

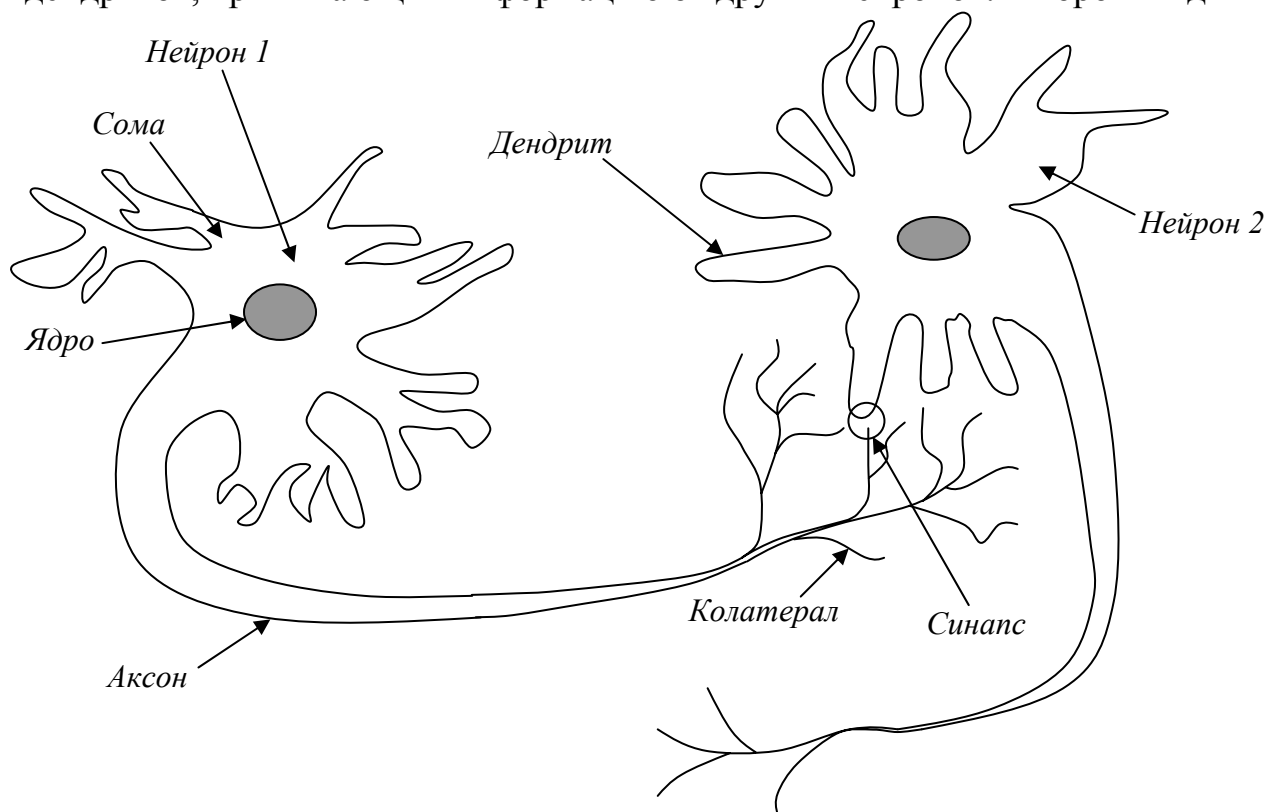


Рис. 1. Взаимосвязь биологических нейронов

представляют более толстые отростки-аксоны, расщепляющиеся на конце на тысячи нервных окончаний – коллатералов, передающих информацию на вход другим нейронам. Каждый нейрон имеет только один выходной отросток – аксон, с помощью коллатерал которого он может быть связан с 10^3 - 10^4 другими нейронами. Длина дендрита может достигать 1 мм, а длина аксона – сотен миллиметров.

По некоторым оценкам человеческий мозг состоит из порядка 10^{11} нейронов, которые имеют между собой примерно 10^{14} - 10^{15} соединений. Аксоны и дендриты выступают в роли электрических проводов, соединяющих нейроны друг с другом.

Каждый нейрон передаёт возбуждение другим нейронам через особые нервные контакты, называемые синапсами, которые могут располагаться как на сомме, так и на дендритах. Процесс обработки и передачи информации между нейронами имеет сложную электрохимическую природу.

Проходя через синапс электрический сигнал (импульс) может изменить свою амплитуду в сторону увеличения или уменьшения. Эти изменения следует интерпретировать как умножение амплитуды сигнала на весовой коэффициент, связанный с определенным синапсом. В зависимости от вида синапса входной сигнал нейрона может быть положительным или отрицательным (возбуждающим или тормозящим). Величина сигнала, генерируемого на входе нейрона, определяется синаптическим коэффициентом (весом синапса), который может меняться в процессе функционирования нейрона.

Каждый нейрон может находиться в возбужденном или невозбужденном состоянии. Состояние нейрона зависит от взвешенной алгебраической суммы возбуждающих и тормозящих сигналов, поступающих к нему от других нейронов. Если эта алгебраическая сумма превышает некоторое пороговое значение, то нейрон переходит в возбужденное состояние. В возбужденном состоянии нейрона на его аксонном выходе генерируется выходной сигнал (короткая серия импульсов продолжительностью несколько микросекунд), который поступает к другим нейронам.

Нейроны человеческого мозга работают параллельно, выполняя около 10^{16} соединений в секунду, что намного превышает способность любого современного компьютера. Такие сложные задачи, как распознавание зрительного образа, человек выполняет за несколько сотен микросекунд. Примем во внимание, что скорость выполнения операций нейронами составляет несколько микросекунд. Это означает, что весь цикл распознавания зрительного образа человеком требует около 10^2 последовательных нейронных операций.

ИНС могут быть реализованы как аппаратным, так и программным способом. Хотя нейронные сети и могут быть реализованы в виде быстрых аппаратных устройств (нейрокомпьютеров, нейроплат и нейроБИС),

большинство современных исследований выполняется с использованием программного моделирования на обычных компьютерах.

Сфера практических приложений ИНС огромна и постоянно расширяется. Нейронные сети успешно применяются в самых различных областях – бизнесе, медицине, технике, геологии, военном деле и др. С помощью ИНС можно предсказывать показатели биржевого рынка, классифицировать состояние больного, распознавать оптические и звуковые сигналы, управлять качеством выпускаемой продукции, следить за состоянием оборудования. Нейросетевые технологии активно используются в маркетинге для моделирования поведения клиентов, нахождения скрытых закономерностей в маркетинговых базах данных. Технологии ИНС имеют хорошие перспективы в банковском деле при прогнозировании рисков выдачи невозвратимых кредитов, определении мошеннических сделок с кредитными карточками, составлении рейтингов клиентов и решении других задач.

2. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ НЕЙРОНА

Из рассмотрения функционирования биологического нейрона видно, что он является своеобразным процессором, выполняющим ряд операций. Во-первых, он суммирует с соответствующими синаптическими весами сигналы, поступающие от других нейронов. Во-вторых, выполняет нелинейное преобразование и передает результирующее значение (выходной сигнал) связанному с ним нейронам.

В первой математической модели, опубликованной У. МакКаллоком и В. Питтсом в 1943 году, выходной сигнал принимал значения 0 или 1, а нейрон считался бинарным элементом.

В настоящее время наибольшее распространение получила математическая модель нейрона, представленная следующим уравнением:

$$y = f(\sigma) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0\right), \quad (1)$$

где y – выходной сигнал нейрона (является функцией его состояния); $f(\sigma)$ – функция выхода нейрона; w_i – вес i -го входа (постоянный коэффициент); i – номер входа нейрона ($i = \overline{1, n}$); n – число входов.

На рис. 2 представлена структурная схема нейрона, соответствующая выражению (1).

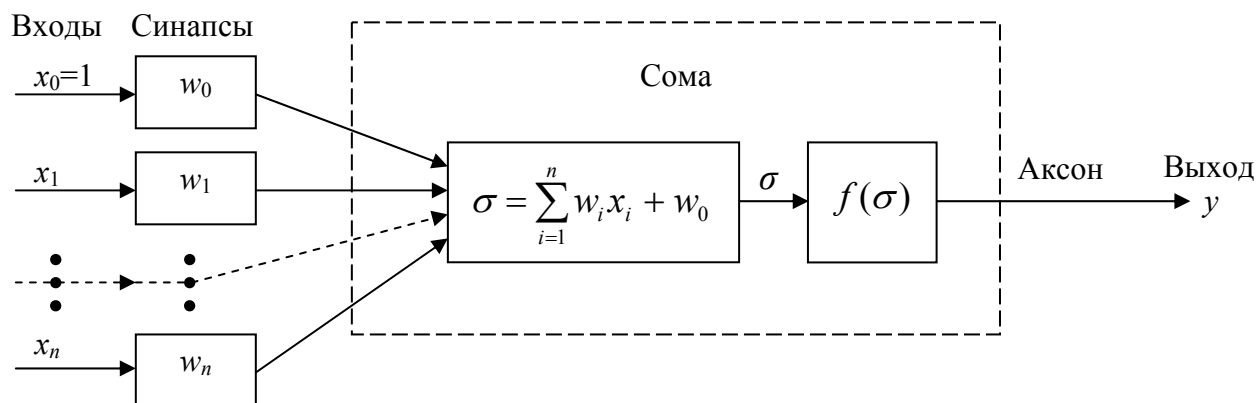


Рис. 2. Структурная схема нейрона

Структурная схема нейрона состоит из $(n+1)$ -го входного блока умножения на коэффициенты w , одного сумматора и выходного блока функционального преобразования. Функция, которую реализует выходной блок, получила название функции активации.

Коэффициенты w_i , присутствующие в формуле (1) и в структурной схеме (см. рис. 2), представляют веса синаптических связей. Эти коэффициенты моделируют функции синапсов биологических нейронов, по физическому смыслу они эквивалентны электрической проводимости. Положительное значение w_i соответствует возбуждающим синапсам, тогда как отрицательное значение w_i – тормозящим.

Формальная модель нейрона работает следующим образом (см. рис. 2). Вначале на блок сумматора подается пороговый сигнал начального состояния или возбуждения w_0 . Далее на каждый i -й вход поступает сигнал x_i либо от других нейронов, либо с устройства ввода первичной информации. Поступившие сигналы x_i умножаются на синаптические коэффициенты w_i и подаются на вход сумматора. В блоке суммирования определяется алгебраическая сумма взвешенных с помощью коэффициентов w_i входных

сигналов x_i и порогового сигнала w_0 . Результат алгебраического суммирования σ подается на вход функционального преобразования $f(\sigma)$.

Вид функции преобразования (активационной функции) $f(\sigma)$ во многом определяет функциональные возможности и метод обучения нейронной сети. В модели нейрона МакКаллока-Питтса это пороговая функция вида

$$f(\sigma) = \begin{cases} 1, & \text{для } \sigma \geq 0; \\ 0, & \text{для } \sigma < 0. \end{cases} \quad (2)$$

Логическая функция (2), называемая пороговой активационной функцией нейрона, представлена на рис. 3.

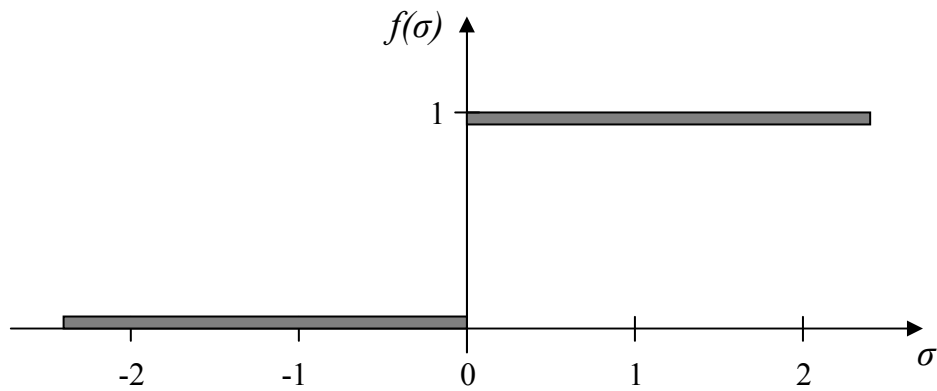


Рис. 3. Пороговая активационная функция нейрона

С помощью математической модели нейрона МакКаллока-Питтса можно реализовать различные логические функции. На рис. 4 показан пример вычисления логических функций «И», «ИЛИ» и «НЕ».

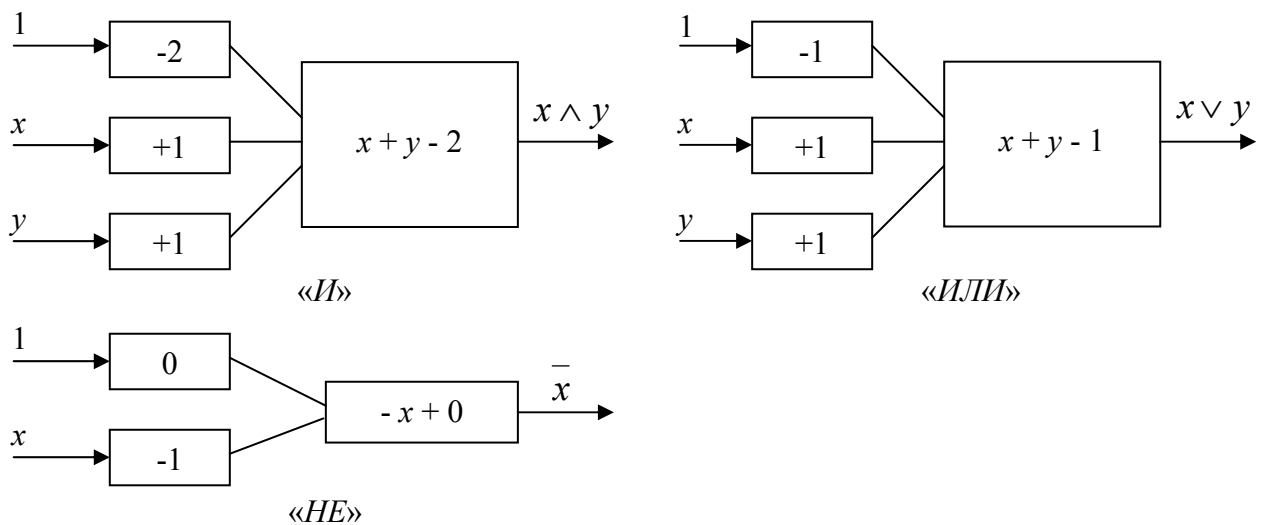


Рис. 4. Математические нейроны, реализующие логические функции

Главным достоинством логических нейронных элементов является высокая скорость вычислений и относительная простота реализации некоторых функций. Следует отметить, что оригинальная версия архитектуры машины фон Неймана в качестве элементной базы содержала логические нейроны МакКаллока-Питтса.

3. ЭЛЕМЕНТАРНЫЙ ПЕРСЕПТРОН РОЗЕНБАЛЛАТТА И АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ ХЕББА

В 1957 году Ф. Розенблатт предложил специальный тип однослойной нейронной сети, а через два года продемонстрировал созданное на её основе устройство, моделирующее человеческий глаз. Разработанное устройство, которое в качестве элементной базы имело модельные нейроны МакКаллока-Питтса, было названо перцептроном. Ф. Розенблатту удалось обучить перцептрон решению одной из сложнейших интеллектуальных задач, связанной с распознаванием букв латинского алфавита.

С целью обучения перцептрона был построен итеративный алгоритм корректировки весов w_i , с помощью которых конкретный входной распознаваемый образ трансформировался в требуемый выходной образ, а также была доказана сходимость данного алгоритма.

Рассмотрим принцип действия перцептрона на примере классификации букв русского алфавита на гласные и согласные. На рис. 5 изображен простейший вариант исполнения перцептрона, предназначенного для решения поставленной задачи классификации. Данный перцептрон называется элементарным, поскольку использует только один нейрон МакКаллока-Питтса (Ne).

Задача перцептрона, изображенного на рис. 5, заключается в том, чтобы формировать выходной сигнал y , равный единице, если на вход поступает гласная буква, и нулю, если согласная.

Для того, чтобы перцептрон решал требуемую задачу он должен пройти режим обучения. Суть режима обучения заключается в настройке

весов синаптических коэффициентов w_i ($i=\overline{1,35}$) и w_0 на совокупность входных образов решаемой задачи.

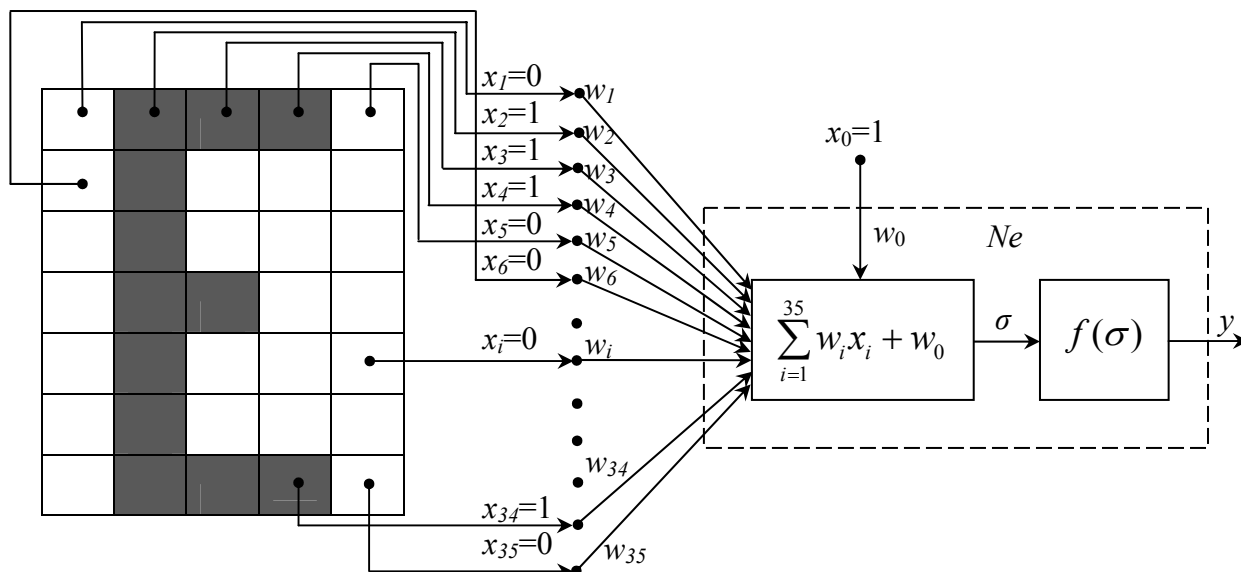


Рис. 5. Персептрон, классифицирующий буквы на гласные и согласные

В отличие от используемого в традиционных компьютерах фон Неймановской архитектуры программирования алгоритма решения задачи в ИНС вместо программирования используется обучение. Основываясь на указаниях «учителя» процесс обучения в ИНС стимулирует желательные образцы активации (выходы) и блокирует нежелательные.

Обучающий набор данных для персептрона, представленного на рис. 5, должен состоять из образцов представления знаний, которым предлагается его обучить, т.е. из букв русского алфавита. В процессе обучения персептрону предъявляются эти буквы и анализируется его реакция y . Если, например, на вход персептрона поступает буква «А», а выходной сигнал y случайно оказался равным единице, означающей, что буква гласная, то корректировать веса не нужно. Однако если выход неправилен и y равен нулю, то следует увеличить веса тех активных входов, которые способствуют возбуждению персептрона. В конкретном случае (см. рис. 5) следует увеличить веса w_2 , w_3 , w_4 и др.

Одним из самых ранних и наиболее простых для обучения ИНС является алгоритм, основанный на правилах Д. Хебба. Алгоритм обучения Хебба представляет собой следующую последовательность шагов:

Шаг 1. [Инициализация]. Всем весам персептрона присваиваются некоторые малые случайные значения из диапазона $[-0,1; +0,1]$.

Шаг 2. На вход персептрона подается текущий входной вектор $X[t] = \{x_1[t], x_2[t], \dots, x_{35}[t]\}$ и вычисляется выход персептрона y .

Шаг 3. Если выход правильный, то перейти к шагу 2.

Шаг 4. [Первое правило Д. Хебба]. Если выход неправильный и равен нулю, то увеличить веса активных входов, например, в соответствии с формулами:

$$\begin{aligned}w_i[t+1] &= w_i[t] + x_i[t]; \\w_0[t+1] &= w_0[t] + x_0.\end{aligned}$$

Шаг 5. [Второе правило Д. Хебба]. Если выход неправильный и равен единице, то уменьшить веса активных входов, например, в соответствии с формулами:

$$\begin{aligned}w_i[t+1] &= w_i[t] - x_i[t]; \\w_0[t+1] &= w_0[t] - x_0.\end{aligned}$$

Шаг 6. Осуществляется переход на шаг 2 с новым входным вектором $X[t+1]$ или процесс обучения завершается.

Нетрудно заметить, что алгоритм обучения Хебба во многом аналогичен практике обучения живых существ с помощью поощрения и наказания.

4. ОДНОСЛОЙНЫЙ ПЕРСЕПТРОН И АЛГОРИТМ ОБУЧЕНИЯ, ОСНОВАННЫЙ НА ДЕЛЬТА-ПРАВИЛЕ

Развитие идеи элементарного персептрона привело к появлению однослойного персептрона и созданию алгоритма его обучения, основанного на дельта-правиле Уидроу-Хоффа.

На рис. 6 изображена схема однослойного перцептрона, предназначенного для распознавания цифр.

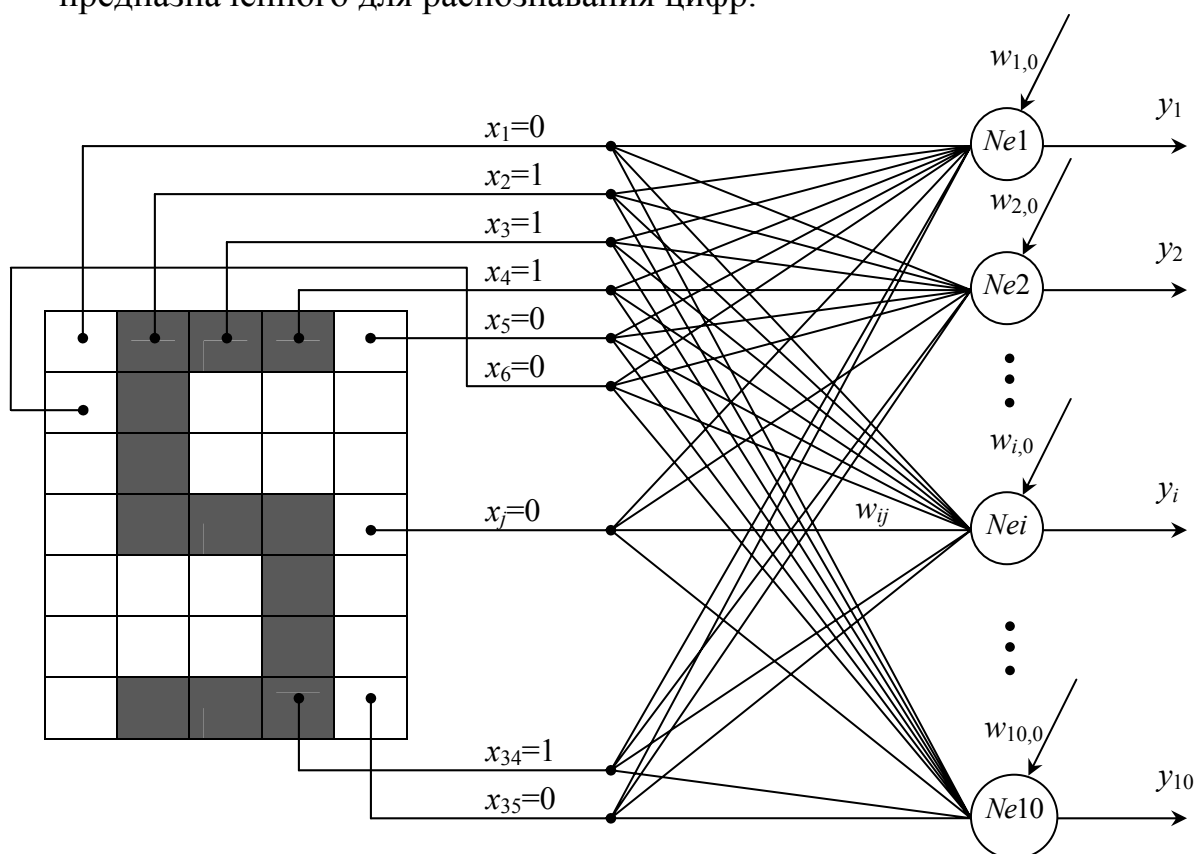


Рис. 6. Однослойный перцептрон для распознавания цифр

В отличие от элементарного перцептрона данная ИНС имеет 10 нейронов, организованных таким образом, чтобы каждой цифре соответствовал свой нейрон. Выход первого нейрона y_1 должен быть равен единице, если перцептрону предъявляется цифра «1» и нулю для выходов всех остальных нейронов. Выход y_2 должен быть равен единице, если перцептрону показывается цифра «2», при этом остальные выходы нейронов должны быть равны нулю. И так далее до цифры «0».

Алгоритм обучения однослойного перцептрона, представленного на рис. 6, с помощью дельта-правила выглядит следующим образом:

Шаг 1. [Инициализация]. Всем весам перцептрона w_{ij} и $w_{i,0}$ ($i = \overline{1;10}, j = \overline{1;35}$) присваиваются небольшие случайные значения из диапазона $[-0,1; +0,1]$.

Шаг 2. На вход перцептрона подается очередной входной вектор $X[t] = \{x_1[t], x_2[t], \dots, x_{35}[t]\}$, где t – номер итерации. Каждый из 10 нейронов

выполняет взвешенное суммирование входных сигналов

$$\sigma_i[t] = \sum_{j=1}^{35} w_{ij}[t] + w_{i,0}[t]$$

и вырабатывает выходной сигнал

$$y_i[t] = \begin{cases} 1, & \text{если } \sigma_i[t] \geq 0; \\ 0, & \text{если } \sigma_i[t] < 0. \end{cases}$$

Шаг 3. Для каждого нейрона определяется ошибка $\beta_i[t] = (d_i[t] - y_i[t])$, где $d_i[t]$ – требуемое значение выхода i -го нейрона, а $y_i[t]$ – полученное на шаге 2 значение i -го выхода.

Шаг 4. [Дельта-правило]. Производится модификация весовых коэффициентов персептрона в соответствии с формулами:

$$\begin{aligned} w_{ij}[t+1] &= w_{ij}[t] + \Delta w_{ij}[t]; & \Delta w_{ij}[t] &= \alpha \cdot \beta_i[t] \cdot x_j[t]; \\ w_{i,0}[t+1] &= w_{i,0}[t] + \Delta w_{i,0}[t]; & \Delta w_{i,0}[t] &= \alpha \cdot \beta_i[t], \end{aligned}$$

где α – коэффициент скорости обучения с помощью которого можно управлять величиной коррекции весов Δ ($0 < \alpha \leq 1$).

5. СОЗДАНИЕ ПРОГРАММЫ ОБУЧЕНИЯ ПЕРСЕПТРОНА

Интерфейс программной реализации персептрона и алгоритма его обучения распознаванию оптических образов (символов) должен обеспечивать:

- обучение персептрона шаблонам распознаваемых символов;
- возможность изменения исходных шаблонов;
- представление весовых коэффициентов персептрона в процессе обучения;
- возможность ввода новых символов для распознавания;
- наглядность представления и доступность входных и выходных результатов работы персептрона;
- возможность изменения скорости обучения персептрона;
- возможность оценки сходимости весов персептрона к оптимальным значениям;
- возможность оценки качества обучения персептрона.

В качестве программной среды удобно использовать Borland Delphi версии 7.0 и выше, так как предыдущие версии не содержат некоторых удобных функций.

Для выполнения поставленных требований рекомендуется использовать следующие компоненты среды Borland Delphi:

- Image и PaintBox – для вывода шаблонов печатных символов и поля ввода символа;
- SpinEdit – для изменения коэффициента скорости обучения;
- Memo – для вывода результатов распознавания;
- DrawGrid – для представления сетки пикселей;
- StringGrid – для вывода выходов персептрона и весовых коэффициентов.

На рис. 7 представлен пример интерфейса программной реализации однослойного персептрона и алгоритма его обучения распознаванию оптических образов (символов).

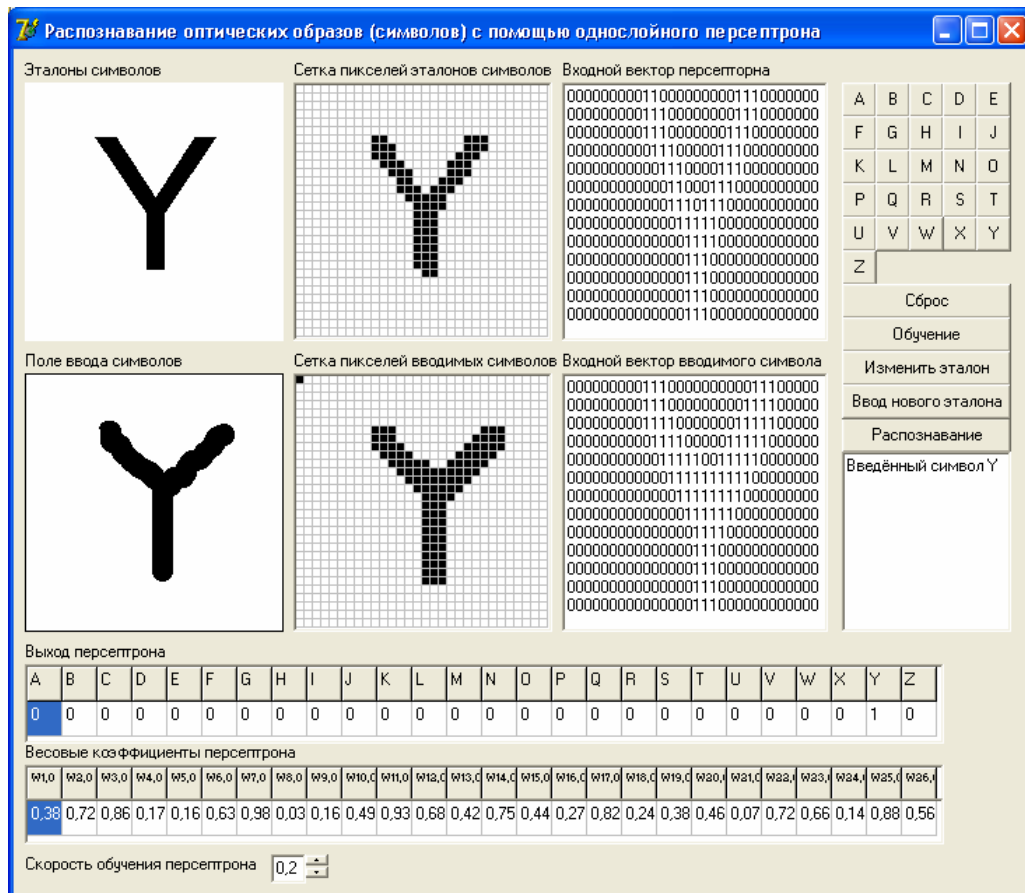


Рис. 7. Пример интерфейса программной реализации однослойного персептрона и алгоритма его обучения.

6. СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ И РАБОЧЕЕ ЗАДАНИЕ

Основным содержанием лабораторной работы является исследование возможностей однослойного персептрона по обучению распознаванию оптических образов (символов). Исследования предусматривают следующие действия: программную реализацию однослойного персептрона и алгоритма его обучения при помощи среды разработки Borland Delphi; обучение однослойного персептрона распознаванию вводимых символов; распознавание новых вводимых символов; оценку сходимости весов однослойного персептрона к оптимальным значениям; оценку качества обучения однослойного персептрона.

В ходе лабораторной работы необходимо выполнить следующее рабочее задание:

1. Ознакомиться с разделами 1, 2, 3 методических указаний, содержащими теоретические вопросы биологических и искусственных нейронных сетей.

2. В разделе 4 изучить однослойный персептрон и алгоритм его обучения, основанный на дельта-правиле Уидроу-Хоффа.

3. При помощи среды разработки Borland Delphi осуществить программную реализацию изученного персептрона и алгоритма его обучения.

4. Создать интерфейс программы, позволяющей реализовать обучение однослойного персептрона распознаванию оптических образов (символов).

5. Провести обучение однослойного персептрона распознаванию вводимых символов. (Варианты заданий отличаются символами, требующими распознавания, и задаются преподавателем).

6. Исследовать сходимость весов однослойного персептрона к оптимальным значениям при различных значениях коэффициента скорости обучения α . Определить число итераций обучения. Номера весов (не более 3-х) и значения коэффициентов обучения α (не более 2-х) задаются преподавателем при формировании варианта задания.

7. Получить результаты персептронного распознавания оптических образов (символов) в режиме экзамена (при новых вводимых символах). Оценить качество распознавания с помощью процента правильно распознанных образов.

7. СОДЕРЖАНИЕ ОТЧЕТА

Отчет должен содержать:

1. Название, цель работы, вариант задания распознаваемых символов.
2. Листинг программы обучения однослойного персептрона распознаванию оптических образов (символов).
3. Результаты работы программы (скриншоты).
4. Графики сходимости весов однослойного персептрона к оптимальным значениям при различных значениях коэффициента скорости обучения α .
5. Число итераций обучения и качество распознавания.

8. КОНТРОЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ

1. В чем отличие нейрокомпьютеров от компьютеров, выполненных по схеме машины фон Неймана?
2. Как работает биологический нейрон?
3. Каким образом взаимодействуют нейроны в нервной ткани?
4. Как устроен математический нейрон МакКаллока-Питтса?
5. Какие формулы связывают входные и выходные сигналы математического нейрона?
6. Как устроен элементарный персептрон Розенблатта?
7. Как осуществляется обучение элементарного персептрона с помощью алгоритма Хебба?
8. В чем заключается отличие элементарного персептрона от однослойного персептрона?

9. Какой алгоритм используется для обучения однослойного персептрона?
10. Как оценивается качество распознавания однослойного персептрона?

9. ЛИТЕРАТУРА

1. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Персептроны и теория механизмов мозга. – М.: Мир, 1965.
2. Минский М., Пейперт С. Персептроны. – М.: Мир, 1971.
3. Барский А.Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. – М.: «Финансы и статистика», 2004.