

Министерство образования Республики Беларусь
БЕЛОРУССКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ

Кафедра «Системы автоматизированного проектирования»

Методические указания к лабораторным работам
«ПЕРСЕПТРОННЫЕ НЕЙРОСЕТИ»
для студентов специальности 1 40 01 02 –
«Информационные системы и технологии (по направлениям)»

Минск 2010

УДК: 681.324

Составитель И.Л.Ковалева

Рецензенты:

А.Т.Ковальков, В.В.Напрасников

Рассматриваются вопросы проектирования и применения систем распознавания с учителем, в основе которых лежат нейронные сети персептронного типа. Большое внимание уделено архитектуре и алгоритмам обучения персептронов.

Отражены требования к выполнению лабораторной работы.

Лабораторная работа направлена на освоение студентами изложенного материала в ходе самостоятельного выполнения ими обработки предложенных изображений.

Цель работы: изучение основных принципов и исходных предпосылок теории персептронов, а также методов построения распознающих систем персептронного типа.

Задание:

1. Выполнить программную реализацию системы распознавания персептронного типа (схема системы определяется согласно заданному варианту).
2. Сформировать обучающую выборку, включающую по 10 объектов каждого из заданных классов.
3. Выполнить распознавание объектов обучающей выборки.
4. Распознать новые объекты каждого класса.
5. Основные результаты работы оформить в виде отчета.

1. Краткие теоретические сведения

Доступность и возросшие вычислительные возможности современных компьютеров привели к широкому распространению программ, использующих принципы нейросетевой обработки данных. Нейросети наиболее приспособлены к решению широкого круга задач, так или иначе связанных с обработкой образов. Вот список типичных постановок задач для нейросетей [4]:

- аппроксимация функций по набору точек (регрессия);
- классификация данных по заданному набору классов;
- кластеризация данных с выявлением заранее неизвестных классов-прототипов;
- сжатие информации;
- восстановление утраченных данных;
- ассоциативная память;
- оптимизация, оптимальное управление.

Базовые элементы искусственных нейросетей - формальные нейроны - изначально нацелены на работу с широкополосной информацией. Основные положения теории деятельности головного мозга и математическая модель

нейрона были разработаны У. Мак-Каллоком и Ч. Питтсом в 1943 году. Согласно предложенной модели мозг представляет собой множество нейронов, имеющих одинаковую структуру. Каждый нейрон реализует некоторую функцию, называемую пороговой, над входными значениями [5]. Если значение функции превышает определенную величину - порог (что характеризует суммарную значимость полученной нейроном информации), нейрон возбуждается и формирует выходной сигнал для передачи его другим нейронам. Пройдя путь от рецепторов (слуховых, зрительных и других) через нейронные структуры мозга до исполнительных органов, входная информация преобразуется в набор управляющих воздействий, адекватных ситуации. Отдельные нейроны, соединяясь между собой, образуют новое качество, которое, в зависимости от характера межнейронных соединений, имеет различные уровни биологического моделирования:

- группа нейронов;
- нейронная сеть;
- нервная система;
- мыслительная деятельность;
- мозг.

Существует подобие между мозгом и цифровым компьютером: оба оперируют электронными сигналами, оба состоят из большого количества простых элементов, оба выполняют функции, являющиеся, грубо говоря, вычислительными, тем не менее, существуют и фундаментальные отличия [6]. По сравнению с микросекундными и даже наносекундными интервалами вычислений современных компьютеров нервные импульсы являются слишком медленными. Хотя каждый нейрон требует наличия миллисекундного интервала между передаваемыми сигналами, высокая скорость вычислений мозга обеспечивается огромным числом параллельных вычислительных блоков, причем количество их намного превышает доступное современным ЭВМ [5]. Диапазон ошибок представляет другое фундаментальное отличие: ЭВМ присуща свобода от ошибок, если входные сигналы безупречно точны и ее аппаратное и программное обеспечение не

повреждены. Мозг же часто производит лучшее угадывание и приближение при частично незавершенных и неточных входных сигналах. Часто он ошибается, но величина ошибки должна гарантировать наше выживание в течение миллионов лет [4]. Эти две системы явно различаются в каждой своей части. Они оптимизированы для решения различных типов проблем, имеют существенные различия в структуре и их работа оценивается различными критериями.

Развитие искусственных нейронных сетей вдохновляется биологией. Структура искусственных нейронных сетей была смоделирована как результат изучения человеческого мозга. Искусственные нейронные сети чрезвычайно разнообразны по своим конфигурациям, функциональности и целевому назначению [5]. Рассматривая сетевые конфигурации и алгоритмы, исследователи мыслят их в терминах организации мозговой деятельности, но на этом аналогия может и закончиться. Сходство между ними очень незначительно, однако, даже эта скромная эмуляция мозга дает ощутимые результаты. Например, искусственные нейронные сети имеют такие аналогичные мозгу свойства, как способность обучаться на опыте, основанном на знаниях, делать абстрактные умозаключения и совершать ошибки, что является более характерным для человеческой мысли, чем для созданных человеком компьютеров. Разработчикам сетей приходится выходить за пределы современных биологических знаний в поисках структур, способных выполнять полезные функции [4]. Во многих случаях это приводит к необходимости отказа от биологического правдоподобия, мозг становится просто метафорой, и создаются сети, невозможные в живой материи или требующие неправдоподобно больших допущений об анатомии и функционировании мозга.

В настоящее время возникли и остаются две взаимно обогащающие друг друга цели нейронного моделирования: первая – понять функционирование нервной системы человека на уровне физиологии и психологии и вторая – создать вычислительные системы (искусственные нейронные сети), выполняющие функции, сходные с функциями мозга [5].

Нейроны можно моделировать довольно простыми автоматами, а вся сложность мозга, гибкость его функционирования и другие важнейшие качества определяются связями между нейронами. Каждая связь представляется как простой элемент, служащий для передачи сигнала и его линейного усиления или ослабления.

Каждый нейрон нейросети, как правило, связан со всеми нейронами предыдущего слоя обработки данных (рис.1).

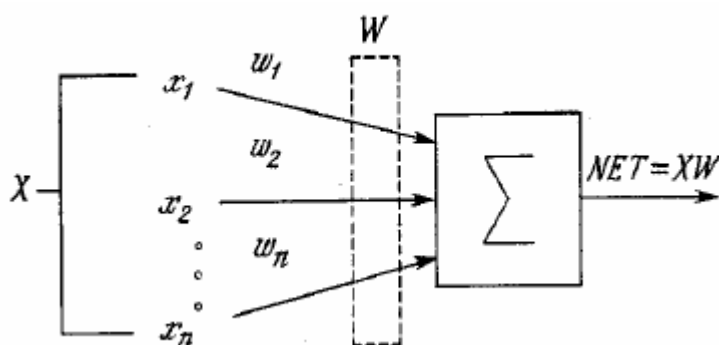


Рис. 1. Искусственный нейрон

Искусственный нейрон имитирует в первом приближении свойства биологического нейрона. На вход искусственного нейрона поступает некоторое множество сигналов, каждый из которых является выходом другого нейрона. Каждый вход умножается на соответствующий вес, аналогичный синаптической силе, и все произведения суммируются, определяя уровень активации нейрона. Хотя сетевые парадигмы весьма разнообразны, в основе почти всех их лежит эта конфигурация. Здесь множество входных сигналов, обозначенных x_1, x_2, \dots, x_n , поступает на искусственный нейрон. Эти входные сигналы, в совокупности, обозначаемые вектором \mathbf{X} , соответствуют сигналам, приходящим в синапсы биологического нейрона [3]. Каждый сигнал умножается на соответствующий вес w_1, w_2, \dots, w_n , и поступает на суммирующий блок, обозначенный Σ . Каждый вес соответствует «силе» одной биологической синаптической связи. (Множество весов в совокупности обозначается вектором \mathbf{W}). Суммирующий блок, соответствует телу биологического элемента, складывает взвешенные входы алгебраически, создавая выход –

NET. В векторных обозначениях это может быть компактно записано следующим образом:

$$\text{NET} = \mathbf{XW}.$$

Типичный формальный нейрон производит простейшую операцию - взвешивает значения своих входов со своими же локально хранимыми весами и производит над их суммой нелинейное преобразование (рис. 2):

$$y = f(u), \quad u = w_0 + \sum w_i x_i$$

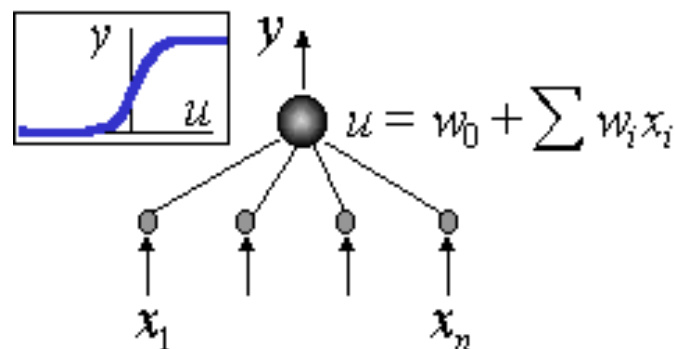


Рис. 2. Нейрон производит нелинейную операцию над линейной комбинацией входов

Нелинейность выходной функции активации $f(u)$ принципиальна. Если бы нейроны были линейными элементами, то любая последовательность нейронов также производила бы линейное преобразование, и вся нейросеть была бы эквивалентна одному нейрону (или одному слою нейронов - в случае нескольких выходов). Нелинейность разрушает линейную суперпозицию и приводит к тому, что возможности нейросети существенно выше возможностей отдельных нейронов. В этом основное отличие формальных нейронов от базовых элементов последовательных ЭВМ - логических вентилях, имеющих лишь два входа. В итоге, универсальные процессоры имеют сложную архитектуру, основанную на иерархии модулей, каждый из которых выполняет строго определенную функцию. Напротив,

архитектура нейросетей проста и универсальна. Специализация связей возникает на этапе их обучения под влиянием конкретных данных.

2. Персептрон Розенблатта

Крупный толчок развитию нейросетей дал нейрофизиолог Фрэнк Розенблатт, предложивший модель узнающей машины, названную им “Персептрон” (от латинского *percepto* - понимаю, познаю). При ее разработке он исходил из некоторых принятых в его время представлений о структуре мозга и зрительного аппарата. По мнению Ф.Розенблатта, персептрон являлся, прежде всего, и, главным образом, моделью мозга, а не устройством, служащим только для распознавания образов. Стремясь воспроизвести функции человеческого мозга, Ф.Розенблатт использовал простую модель биологического нейрона (рис. 1 и рис. 2) и систему связей между ними. Воспринимающим устройством персептрона служит фотозлектрическая модель сетчатки – поле рецепторов, состоящее из нескольких сотен фотосопротивлений (S-элементов) (рис. 3).

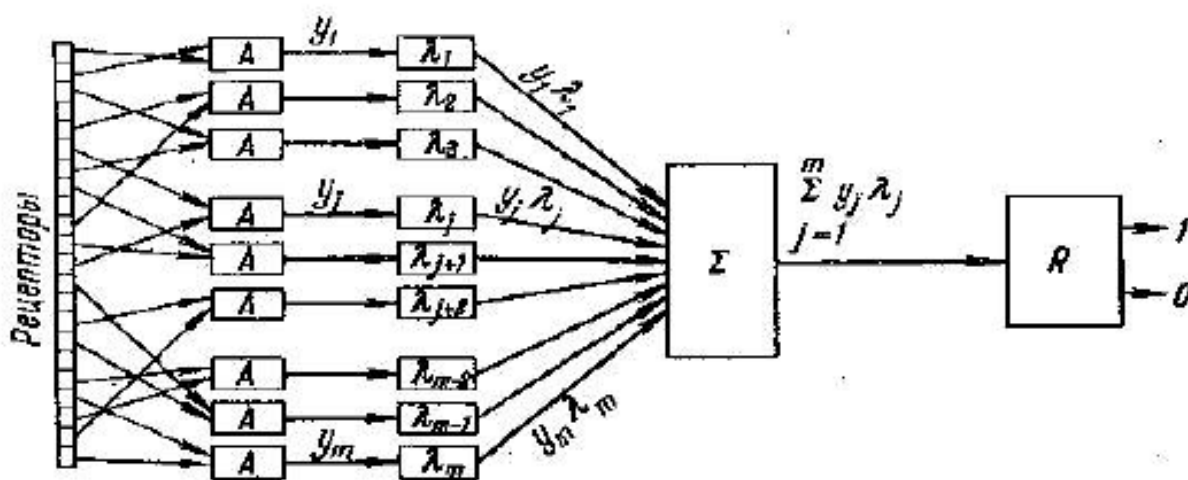


Рис. 3. Структурная схема персептрона с одним выходом

Каждый элемент поля рецепторов может находиться в двух состояниях – возбужденном или невозбужденном состоянии, в зависимости от того, падает или нет на соответствующее фотосопротивление контур проектируемой на поле фигуры. На выходе каждого элемента появляется

сигнал x_i ($i = 1, 2, \dots, n$, где n – число элементов), равный единице, если элемент возбужден, и нулю – в противном случае. Следующей ступенью персептрона служат, так называемые, ассоциативные элементы или А-элементы. Каждый А-элемент имеет несколько входов и один выход. При подготовке персептрона к эксперименту к входам А-элемента подключаются выходы рецепторов, причем подключение любого из них может быть произведено со знаком плюс или со знаком минус. Выбор рецепторов, подключаемых к данному А-элементу, также как и выбор знака подключения, производится случайно. В ходе эксперимента связь рецепторов с А-элементами остается неизменной.

А-элементы производят алгебраическое суммирование сигналов [2], поступивших на их входы, и полученную сумму сравнивают с одинаковой для всех А-элементов величиной ϑ . Если сумма больше ϑ , А-элемент возбуждается и выдает на выходе сигнал, равный единице. Если сумма меньше ϑ , А-элемент остается невозбужденным и выходной его сигнал равен нулю. Таким образом, выходной сигнал j -го А-элемента:

$$y_j = \begin{cases} 1, \text{если} \left(\sum_{i=1}^n r_{ij} \cdot x_i - \vartheta \right) \geq 0, \\ 0, \text{если} \left(\sum_{i=1}^n r_{ij} \cdot x_i - \vartheta \right) < 0, \end{cases}$$

где величина r_{ij} принимает значение $+1$, если i -й рецептор подключен ко входу j -го А-элемента со знаком плюс; и значение -1 , если рецептор подключен со знаком минус, и значение 0 , если i -ый рецептор к j -му А-элементу не подключается ($j = 1, 2, \dots, m$, где m – число А-элементов). Выходные сигналы А-элементов с помощью специальных устройств (усилителей) умножаются на переменные коэффициенты λ_j . Каждый из этих коэффициентов может быть положительным, отрицательным или равным нулю и меняться независимо от других коэффициентов.

Выходные сигналы усилителей суммируются, и суммарный сигнал

$$\sigma = \sum_{j=1}^m \lambda_j \cdot y_j$$

поступает на вход, так называемого, реагирующего элемента или R-элемента. Если σ положительна или равна нулю, R-элемент выдает на выходе единицу, а если σ отрицательна – ноль. Таким образом, выходной сигнал R-элемента (являющийся также выходным сигналом персептрона) будет иметь следующий вид:

$$R = \begin{cases} 1, \text{если } \sum_{j=1}^m \lambda_j \cdot y_j \geq 0, \\ 0, \text{если } \sum_{j=1}^m \lambda_j \cdot y_j < 0, \end{cases}$$

Предположим, что на поле рецепторов проектируются фигуры, принадлежащие к двум различным образам. Если окажется возможным привести персептрон в такое состояние, чтобы он с достаточной надежностью выдавал на выходе 1, при появлении на его входе фигур одного образа, то это будет означать, что персептрон обладает способностью обучаться различению двух образов [1].

Описанная структура персептрона позволяет разделять предъявляемые объекты только на два множества. Для распознавания большего числа образов, например, трех образов А, В и С, может быть применен персептрон, построенный по схеме, представленной на рис. 4.

Выходной сигнал каждого А-элемента поступает не на один, а на несколько (по числу различаемых образов) усилителей. После умножения на λ выходные сигналы поступают на сумматоры Σ , количество которых также равно числу различаемых образов. Вместо R-элемента установлено устройство, сравнивающее между собой выходные сигналы сумматоров. Предъявленный объект относится к тому образу, сумматор которого имеет наибольший сигнал.

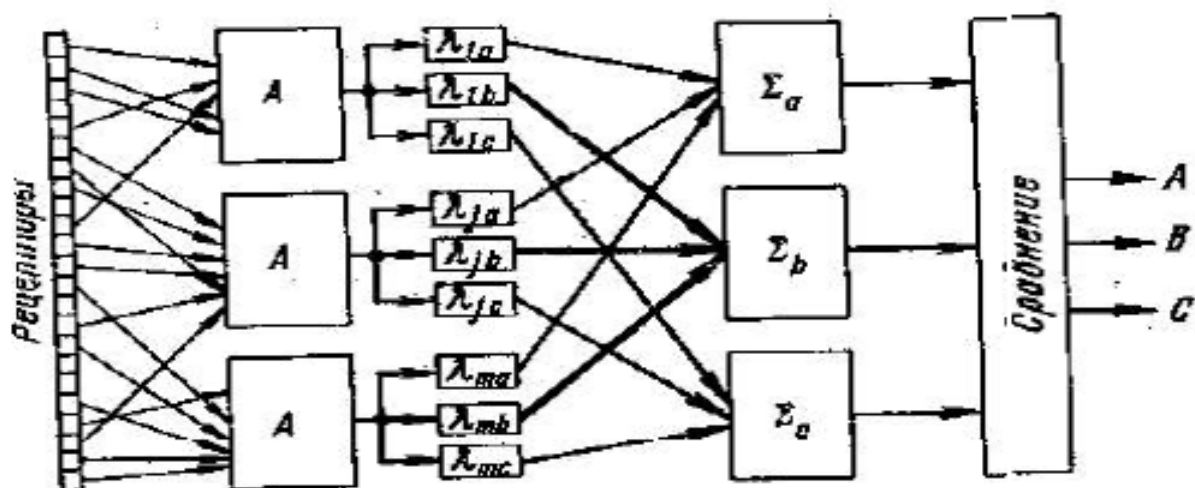


Рис.4. Структурная схема персептрона с несколькими выходами

Для распознавания нескольких образов может быть использован персептрон несколько иной структуры. В таком персептроне А-элементы разбиты на несколько групп, каждая из которых связана со своим сумматором и R-элементом. Совокупность выходных сигналов R-элементов можно рассматривать как выраженный в двоичном коде номер образа, что и дает такому персептрону возможность разбивать объекты на несколько классов. Например, для классификации на восемь классов достаточно трех групп. В этом случае возможны следующие восемь комбинаций выходных сигналов трех R-элементов: 000, 001, 010, 011, 100, 101, 110, 111. Появление каждой из этих комбинаций можно рассматривать как отнесение персептроном предъявленной ему фигуры к одному из восьми образов. Каждая из групп А-элементов, соединенных со своим R-элементом, по структуре и действию вполне аналогична персептрону, способному разбивать объекты на два класса.

3. Обучение персептрона

Обучение персептрона состоит из ряда последовательных тактов. В каждом такте персептрону предъявляется объект одного из образов. В зависимости от реакции персептрона на предъявленную ему фигуру производится по определенным правилам изменение коэффициентов λ_j .

Оказывается возможным за некоторое конечное количество тактов привести персептрон в такое состояние, что он с достаточной уверенностью распознает предъявляемые ему фигуры.

Возможны два типа алгоритмов обучения персептрона [3].

Первый из них не учитывает правильности ответов персептрона в процессе обучения, и изменение λ_j в каждом такте производится независимо от того, «узнал» или не «узнал» персептрон предъявленную в этом такте фигуру. В алгоритмах второго типа коэффициенты λ_j изменяются с учетом правильности ответов персептрона.

Алгоритм первого типа осуществляется следующим образом. Заранее улаиваются, что после обучения персептрон должен выдавать на выходе 1 при предъявлении ему, например, объектов образа А, и ноль – при предъявлении образа – В. Затем предъявляют персептрону объекты каждого из образов. В каждом такте персептрон отвечает на предъявленный ему объект возбуждением некоторых А-элементов. Обучение состоит в том, что коэффициенты λ_j возбужденных в данном такте А-элементов увеличиваются на некоторую величину (например на единицу), если в этом такте был предъявлен объект образа А, и уменьшается на эту же величину, если был предъявлен объект образа В. Естественно, что такое изменение коэффициентов λ_j должно приводить к повышению правильности ответов персептрона, так как увеличение λ_j возбужденных А-элементов приводит к увеличению сигнала на входе R-элемента, а их уменьшение – к уменьшению если образу А будут соответствовать положительные, а образу В – отрицательные сигналы на входе R-элемента.

Второй алгоритм учитывает правильность ответов персептрона в ходе обучения. При использовании этого алгоритма коэффициенты λ_j остаются неизменными, если персептрон правильно распознал предъявленную ему в данном такте фигуру. Изменение коэффициентов λ_j производится только в тех тактах, в которых персептрон «ошибся». Изменение коэффициентов, как и в первом алгоритме, производится таким образом, чтобы повысить правильность ответов персептрона. Если, например, персептрон «ошибся» и

при предъявлении объекта образа А выдал на выходе ноль вместо единицы, коэффициенты возбужденных А-элементов увеличиваются. Если был предъявлен объект образа В, а персептрон выдал на выходе R-элемента единицу, коэффициенты возбужденных А-элементов уменьшаются.

4. Порядок выполнения лабораторной работы

В ходе выполнения лабораторной работы необходимо осуществить программную реализацию конкретной схемы персептрона с заданным алгоритмом обучения. Порядок реализации рассмотрим на примере персептрона, осуществляющего распознавание объектов трех классов благодаря наличию трех сумматоров и сравнению их выходного сигнала. При обучении персептрона использовался алгоритм обучения с учетом правильности ответов.

Этап 1 - Подготовка персептрона к работе

1. Для визуализации подключения рецепторов x_i к А-элементам необходимо сформировать и отобразить таблицу их взаимосвязи (рис. 5).

Заполнение таблицы осуществляется согласно следующим правилам:

- каждый рецептор может быть подключен только к одному А-элементу, подключение может быть со знаком плюс или со знаком минус;
- выбор рецепторов, подключаемых к данному А-элементу, и выбор знака подключения производится случайно;
- количество x – не менее 225, количество А-элементов – не менее 100.

2. Для каждого из распознаваемых классов необходимо создать и отобразить таблицы λ . На рис. 6, 7 и 8 приведены примеры таблиц для трех классов А, В и С соответственно.

осн. таблица обучение Класс А Класс В Класс С Распознавание

А

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
7	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
8	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
10	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
12	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
14	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
16	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
17	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
18	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
21	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
22	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
23	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
24	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Х

заполнить таблицу

Рис.5. Таблица подключения рецепторов к А-элементам

осн. таблица обучение Класс А Класс В Класс С Распознавание

Lambda

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Рис.6. Таблица λ для класса А

осн. таблица обучение Класс А Класс В Класс С Распознавание

Lambda

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Рис.7. Таблица λ для класса В

осн. таблица	обучение	Класс А	Класс В	Класс С	Распознавание
--------------	----------	---------	---------	---------	---------------

Lambda

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
▶	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Рис.8. Таблица λ для класса С

Этап 2 - Обучение персептрона

Для обучения персептрону последовательно предъявляются объекты всех трех классов с указанием их принадлежности. Количество объектов каждого класса, как правило, одинаково и должно быть не менее 10.

На рис.9 приведен пример обучения класса А.

осн. таблица

обучение


Класс А

Класс В

Класс С

Распознавание

Представитель класса:



Загрузить

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
▶ 1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
2	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	1	1	0	1	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	0
6	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0
7	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
8	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
9	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
10	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
11	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
12	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0
13	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
14	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
15	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Относится к:

Класс А

Класс В

Класс С

сброс

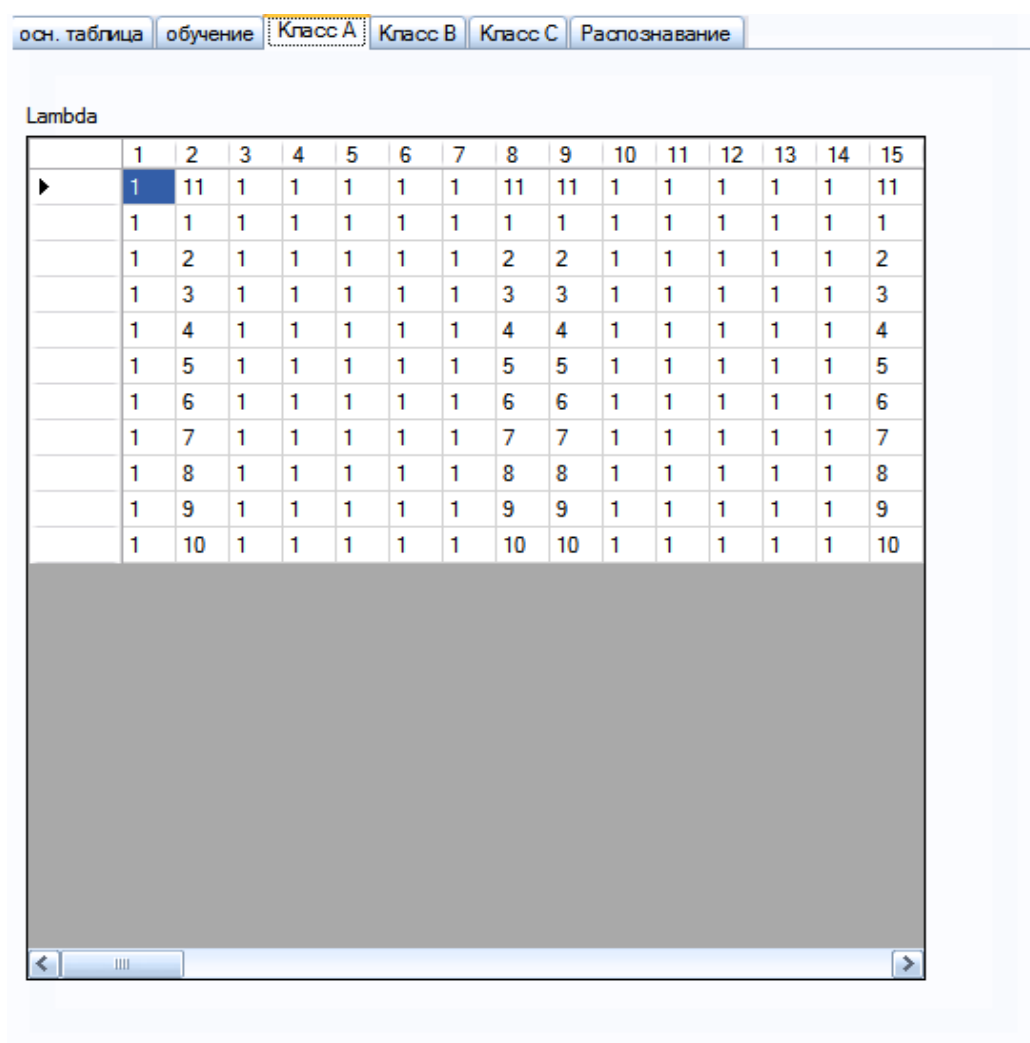
Рис.9. Обучение персептрона

Объект класса А, на котором проводилось обучение, - утоньшенное бинарное изображение. Однако, как показали исследования, для повышения

качества распознавания для обучения и распознавания целесообразно использовать неутоньшенные изображения.

В процессе обучения происходит настройка коэффициентов λ_j персептрона. Согласно заданию для обучения необходимо использовать алгоритм обучения, учитывающий правильность ответов персептрона в ходе обучения.

На рис.10 показано, как изменялись значения λ_j для А класса в процессе предъявления первых 10 объектов.



	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
►	1	11	1	1	1	1	1	11	11	1	1	1	1	1	11
	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
	1	2	1	1	1	1	1	2	2	1	1	1	1	1	2
	1	3	1	1	1	1	1	3	3	1	1	1	1	1	3
	1	4	1	1	1	1	1	4	4	1	1	1	1	1	4
	1	5	1	1	1	1	1	5	5	1	1	1	1	1	5
	1	6	1	1	1	1	1	6	6	1	1	1	1	1	6
	1	7	1	1	1	1	1	7	7	1	1	1	1	1	7
	1	8	1	1	1	1	1	8	8	1	1	1	1	1	8
	1	9	1	1	1	1	1	9	9	1	1	1	1	1	9
	1	10	1	1	1	1	1	10	10	1	1	1	1	1	10

Рис.10. Значения коэффициентов λ_j для А класса после обучения на 10 объектах

Как видно из рис.10, классу А соответствуют λ коэффициенты с номерами 2, 8, 9 и 15. Их значения изменялись в ходе обучения.

На рис.11 показано, как изменялись значения λ_j для В класса в процессе предъявления первых 20 объектов.

осн. таблица обучение Класс А Класс В Класс С Распознавание															
Lambda															
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
►	11	1	11	1	-9	11	1	11	1	1	11	-9	1	-9	11
	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1	1	0	1	0	1
	-1	1	1	1	-1	1	1	1	1	1	1	-1	1	-1	1
	-2	1	1	1	-2	1	1	1	1	1	1	-2	1	-2	1
	-3	1	1	1	-3	1	1	1	1	1	1	-3	1	-3	1
	-4	1	1	1	-4	1	1	1	1	1	1	-4	1	-4	1
	-5	1	1	1	-5	1	1	1	1	1	1	-5	1	-5	1
	-6	1	1	1	-6	1	1	1	1	1	1	-6	1	-6	1
	-7	1	1	1	-7	1	1	1	1	1	1	-7	1	-7	1
	-8	1	1	1	-8	1	1	1	1	1	1	-8	1	-8	1
	-9	1	1	1	-9	1	1	1	1	1	1	-9	1	-9	1
	-7	1	2	1	-9	2	1	2	1	1	2	-9	1	-9	2
	-5	1	3	1	-9	3	1	3	1	1	3	-9	1	-9	3
	-3	1	4	1	-9	4	1	4	1	1	4	-9	1	-9	4
	-1	1	5	1	-9	5	1	5	1	1	5	-9	1	-9	5
	1	1	6	1	-9	6	1	6	1	1	6	-9	1	-9	6
	3	1	7	1	-9	7	1	7	1	1	7	-9	1	-9	7
	5	1	8	1	-9	8	1	8	1	1	8	-9	1	-9	8
	7	1	9	1	-9	9	1	9	1	1	9	-9	1	-9	9
	9	1	10	1	-9	10	1	10	1	1	10	-9	1	-9	10

Рис.11. Значения коэффициентов λ_j для В класса после обучения на 20 объектах

На рис.12 показано, как изменялись значения λ_j для С класса в процессе предъявления всех 30 объектов.


осн. таблица	обучение	Класс А	Класс В	Класс С	Распознавание
--------------	----------	---------	---------	---------	---------------

Lambda

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	1
1	1	1	1	1	1	-19	-9	-9	-9	1	-9	-9	-9	11	-1
2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
3	1	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	0
4	1	-1	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	1	1	1	-1
5	1	-2	1	1	1	1	1	-2	-2	1	1	1	1	1	-2
6	1	-3	1	1	1	1	1	-3	-3	1	1	1	1	1	-3
7	1	-4	1	1	1	1	1	-4	-4	1	1	1	1	1	-4
8	1	-5	1	1	1	1	1	-5	-5	1	1	1	1	1	-5
9	1	-6	1	1	1	1	1	-6	-6	1	1	1	1	1	-6
10	1	-7	1	1	1	1	1	-7	-7	1	1	1	1	1	-7
11	1	-8	1	1	1	1	1	-8	-8	1	1	1	1	1	-8
12	1	-9	1	1	1	1	1	-9	-9	1	1	1	1	1	-9
13	1	-10	0	1	1	-1	-1	-9	-9	1	0	0	0	1	-1
14	1	-11	-1	1	1	-3	-3	-9	-9	1	-1	-1	-1	1	-1
15	1	-12	-2	1	1	-5	-5	-9	-9	1	-2	-2	-2	1	-1
16	1	-13	-3	1	1	-7	-7	-9	-9	1	-3	-3	-3	1	-1
17	1	-14	-4	1	1	-9	-9	-9	-9	1	-4	-4	-4	1	-1
18	1	-15	-5	1	1	-11	-11	-9	-9	1	-5	-5	-5	1	-1
19	1	-16	-6	1	1	-13	-13	-9	-9	1	-6	-6	-6	1	-1
20	1	-17	-7	1	1	-15	-15	-9	-9	1	-7	-7	-7	1	-1
21	1	-18	-8	1	1	-17	-17	-9	-9	1	-8	-8	-8	1	-1
22	1	-19	-9	1	1	-19	-19	-9	-9	1	-9	-9	-9	1	-1

Рис.12. Значения коэффициентов λ_j для С класса после обучения на 30 объектах

Этап 3 - Распознавание

Согласно заданной схеме персептрона распознавание, т.е. отнесение неизвестного объекта к одному из трех классов, выполняется в результате сравнения сигналов, поступивших из соответствующих сумматоров. Например, как показано на рис.13, в ходе эксперимента необходимо было распознать букву . Бинарное изображение этой буквы загружается на поле рецепторов персептрона и в результате умножения подобранных на предыдущих этапах для каждого класса коэффициентов λ_j определяются выходные значения трех сумматоров (рис.14).

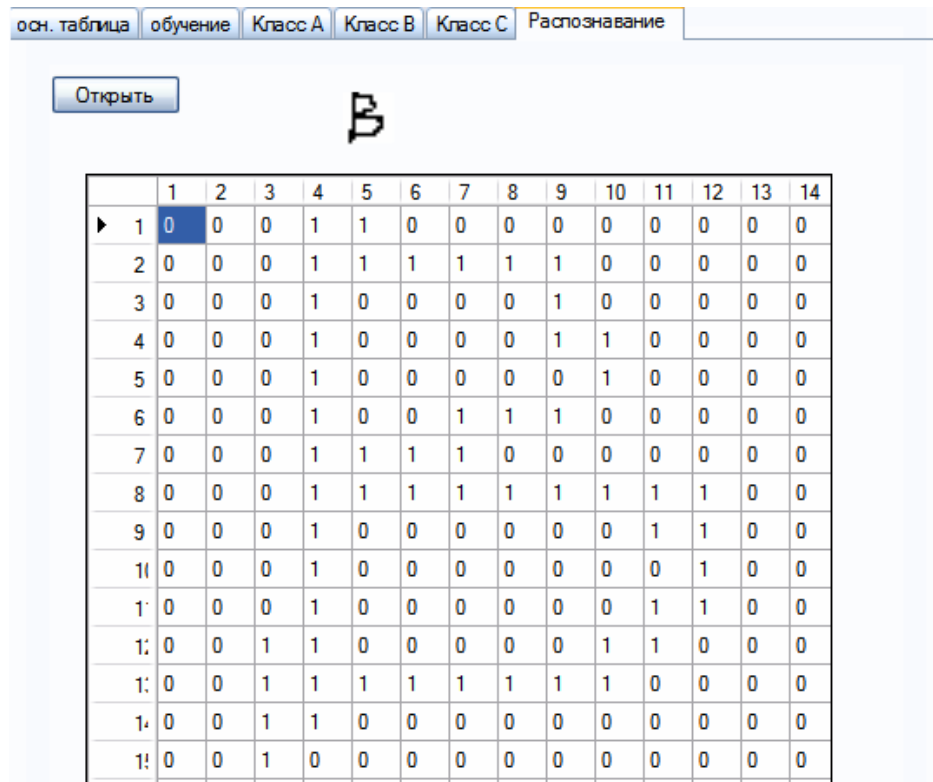


Рис.13. Загрузка изображения для распознавания

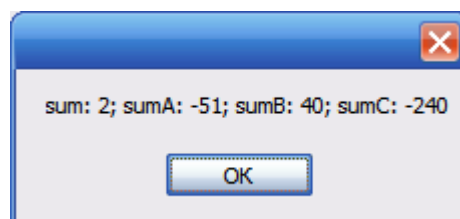


Рис.14. Результат работы сумматоров

Значение сумматора класса В (sumB) имеет наибольшее значение, а значит персептрон правильно распознал предложенное изображение. Результат работы программы приведен на рис.15.

При создании изображений для распознавания и обучения необходимо учитывать тот факт, что для повышения качества распознавания необходимо использовать изображения приблизительно одного размера, расположенные подобным образом.

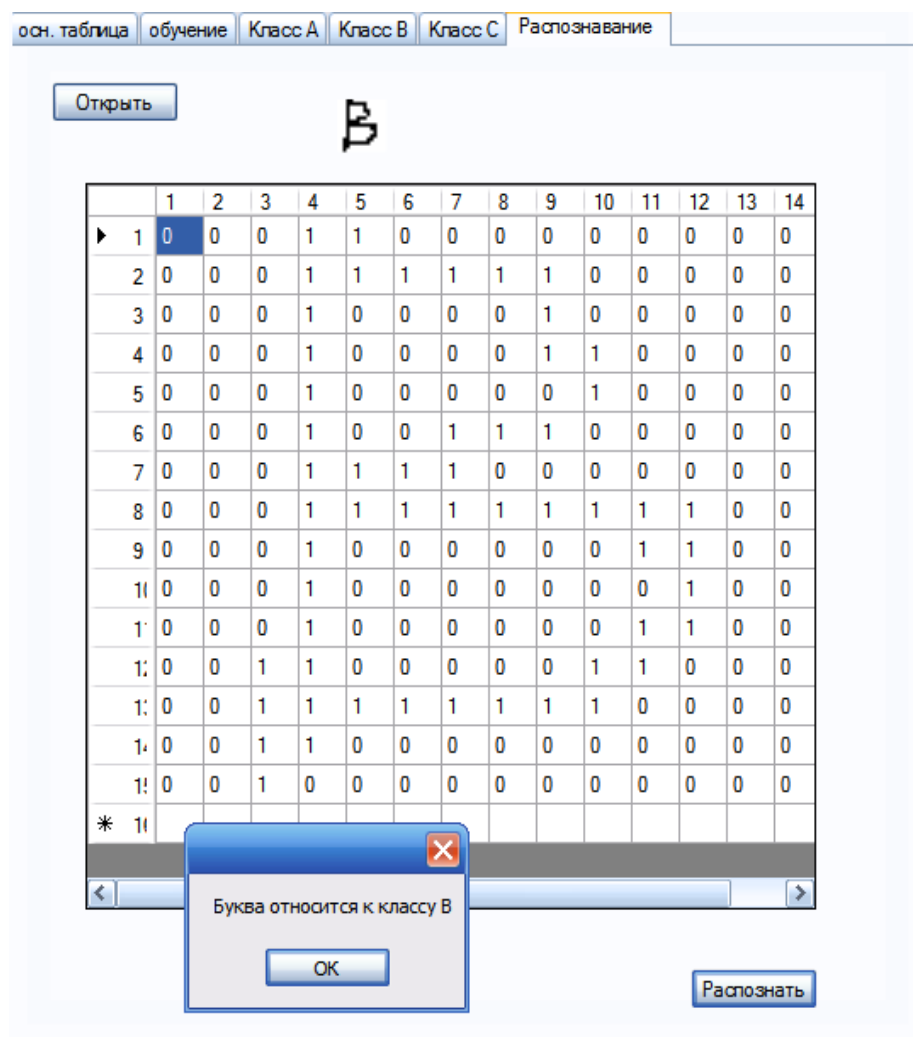


Рис.15 Результат распознавания

Варианты

№ варианта	Кол-во классов	Схема персептрона	Алгоритм обучения
1	3	Сравнение значений сумматоров	1
2			2
3		Несколько R-элементов	1
4			2
5	4	Сравнение значений сумматоров	1
6			2
7		Несколько R-элементов	1
8			2

Литература

1. Амосова Н.М. Нейрокомпьютеры и интеллектуальные роботы. Киев, 1991-202 с.:
2. Аркадьев А. Г., Браверманн Э. М. Обучение машины классификации объектов, Москва, «Наука», 1971 – 192 с.:
3. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен, Москва, «Мир», 1976 – 213 с.:
4. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы: Пер. с польск. И.Д.Рудинского. – М.: Горячая линия – Телеком, 2004 – 452 с.:
5. Соколов Е.Н., Вайткявичус Г.Г. Нейроинтеллект от нейрона к нейрокомпьютеру. Москва, Наука, 1989 – 175 с.:
6. Цыганков В.Д. Нейрокомпьютер и его применение. Москва, СолСистем, 1993 – 276 с.:

Методические указания к лабораторным работам
«ПЕРСЕПТРОННЫЕ НЕЙРОСЕТИ»
для студентов специальности 1 40 01 02 –
«Информационные системы и технологии (по направлениям)»

Составитель КОВАЛЕВА Ирина Львовна

Редактор

Компьютерная верстка

Подписано в печать

Формат 60X84 1/16. Бумага тип N2. Офсет.печать

Усл.печ.л. Уч.-изд. л. . Тираж 100. Заказ

Издатель и полиграфическое исполнение:

Белорусский национальный технический университет.

ЛИ № от .

220013, Минск, проспект Независимости, 65.