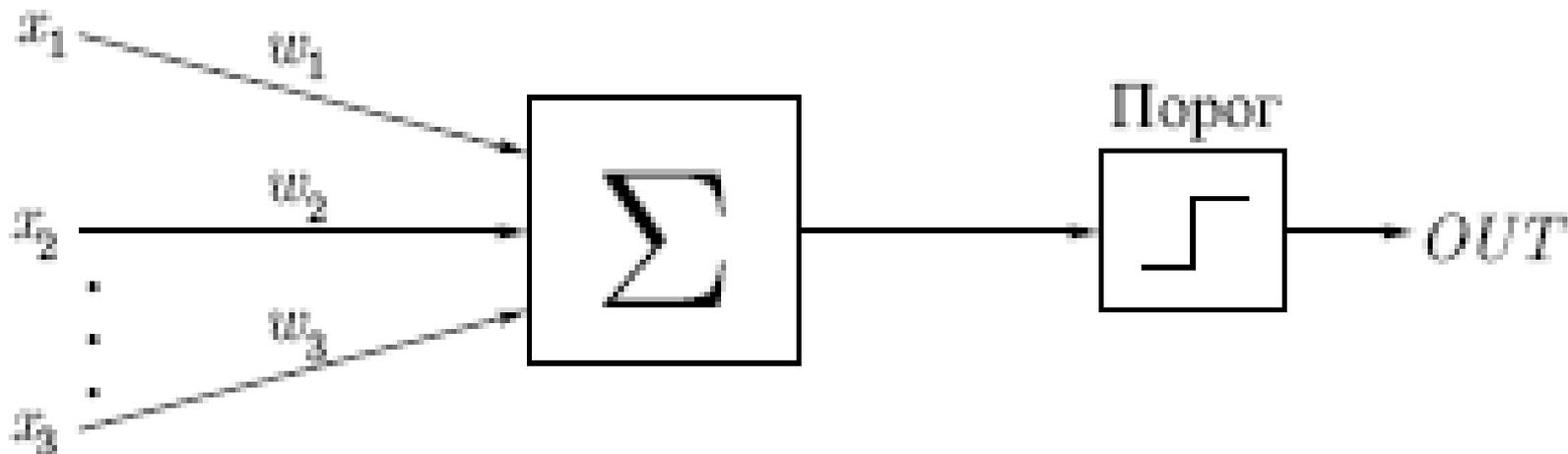


Лекция 10

**Персептроны и зарождение
искусственных нейронных сетей.
Обучение персептрона.**

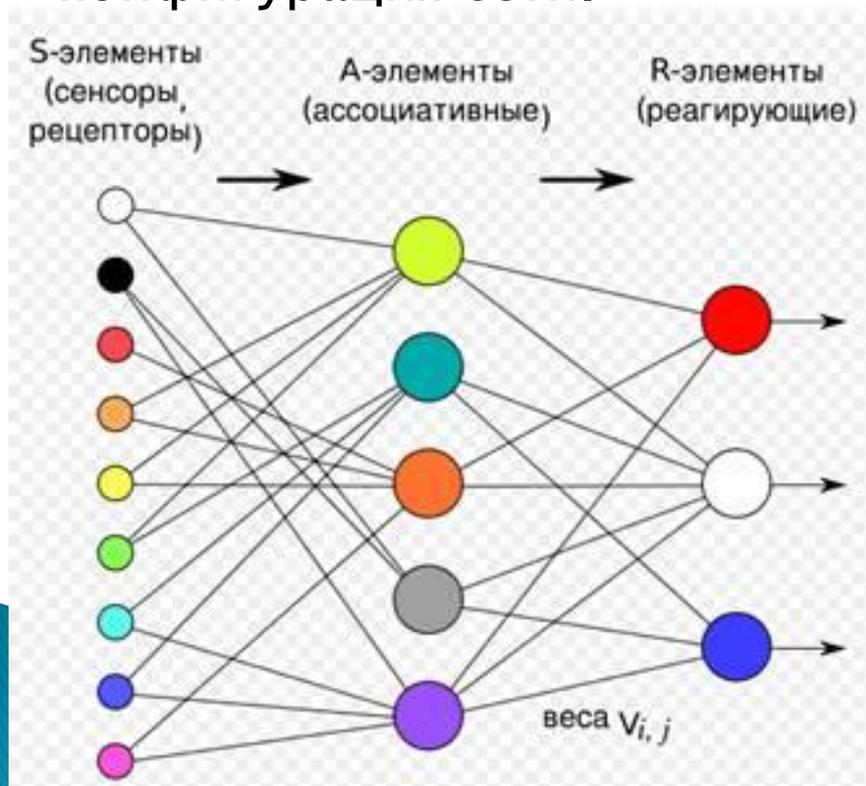
Перцептрон

Перцептрон (англ. *Perceptron*) — простейший вид нейронных сетей. В основе лежит математическая модель восприятия информации мозгом, состоящая из сенсоров, ассоциативных и реагирующих элементов.



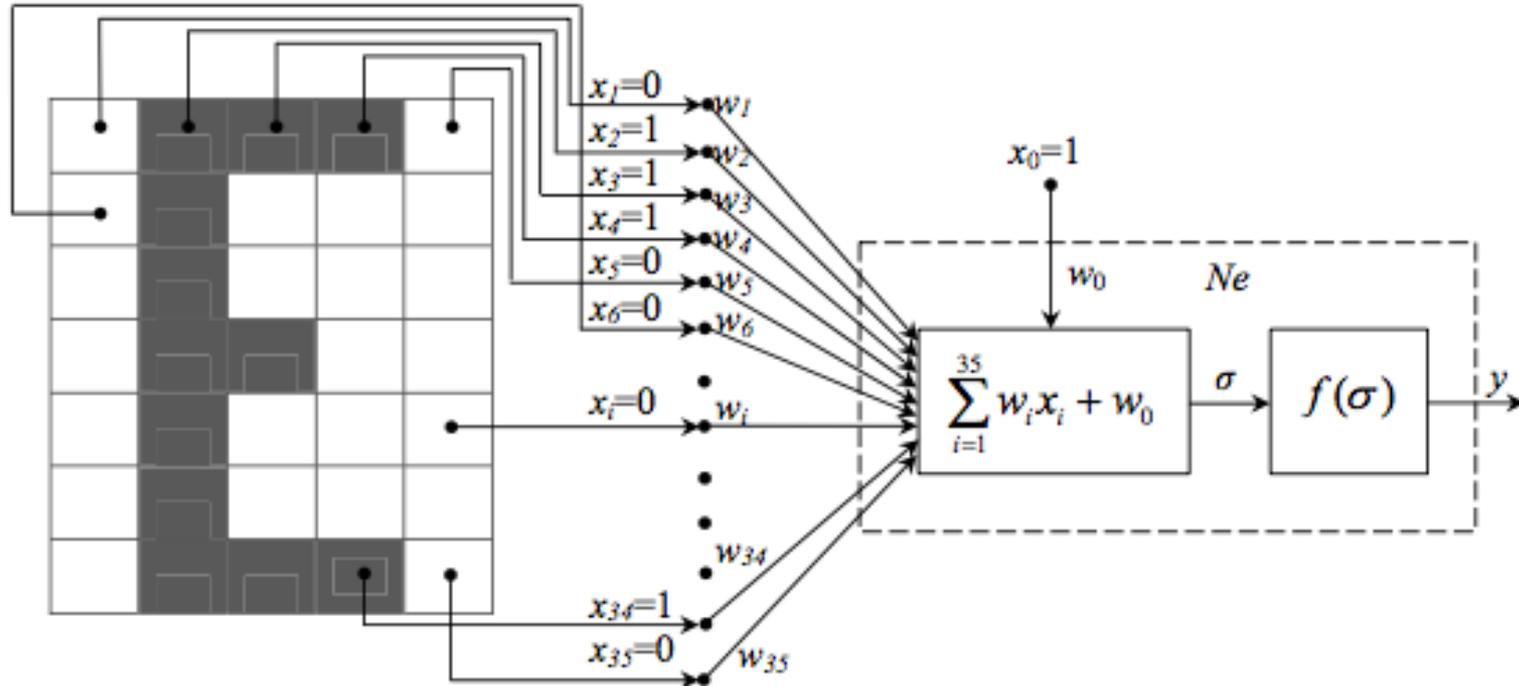
Персептрон Розенблатта

- ▶ На входе и на выходе – векторы, по вектору R решаем, что получили;
- ▶ Предназначался для распознавания образов (два класса в простейшем случае, один R-элемент);
- ▶ Функции – пороговые, значение R принадлежит $[-1, 1]$;
- ▶ «Память» сети – это веса (в общем случае, матрица весов), и конфигурация сети.



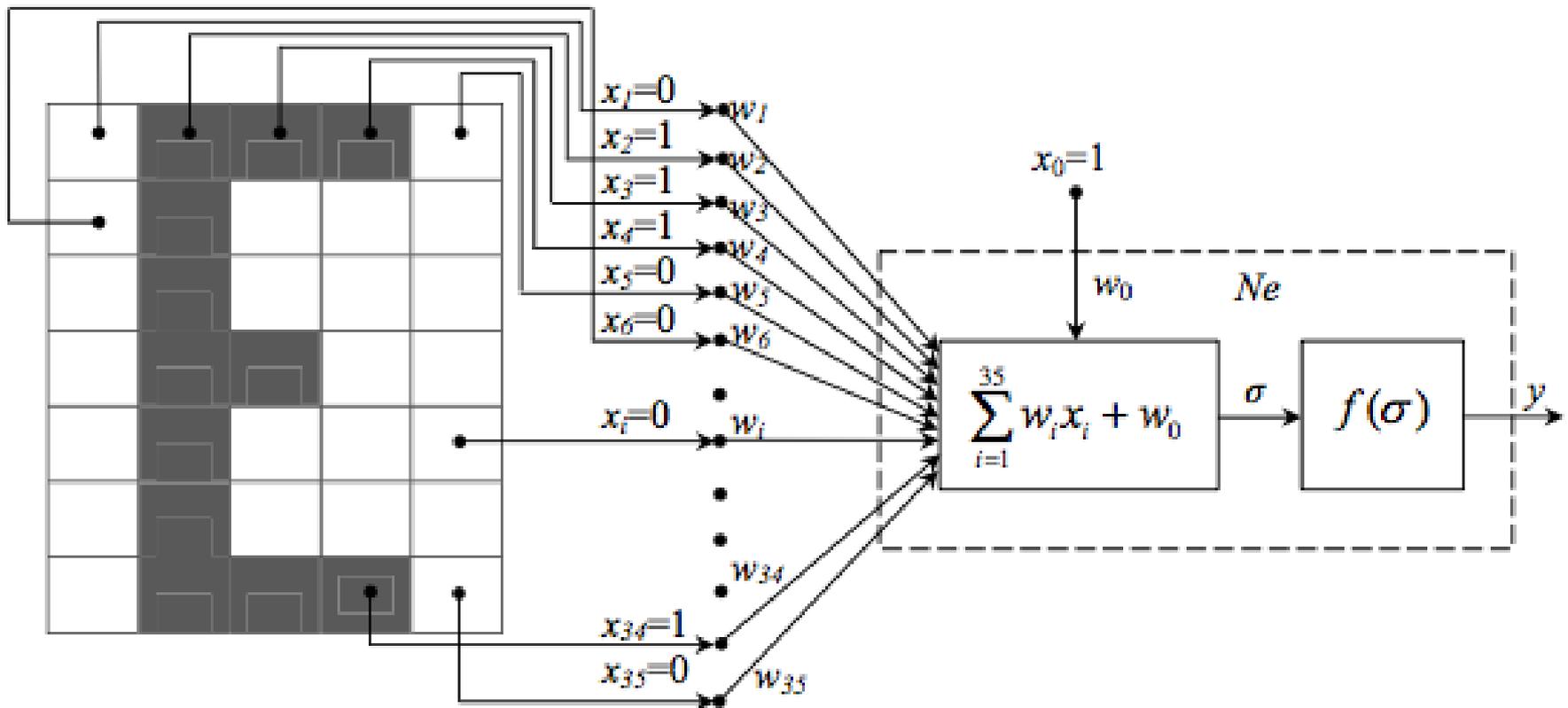
Элементарный персептрон

- Рассмотрим принцип действия персептрона на примере классификации букв русского алфавита на гласные и согласные.
- Задача персептрона заключается в том, чтобы формировать выходной сигнал y , равный единице, если на вход поступает гласная буква, и нулю, если согласная.



Режим обучения персептрона

- Для того, чтобы персептрон решал требуемую задачу он должен пройти режим обучения.
- Суть режима обучения заключается в настройке весов w_i и w_0 на совокупность входных образов решаемой задачи



Режим обучения персептрона

- Обучающий набор данных для персептрона 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 u .
- Если, например, на вход персептрона поступает буква «А», а выходной сигнал u случайно оказался равным единице, означающей, что буква гласная, то корректировать веса не нужно.
- Однако если выход неправилен и u равен нулю, то следует увеличить веса тех активных входов, которые способствуют возбуждению персептрона.

Алгоритм обучения 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 $X[t]=\{x_1[t], x_2[t], K, x_{35}[t]\}$ 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:
$$w_i[t+1] = w_i[t] + x_i[t];$$
$$w_0[t+1] = w_0[t] + x_0.$$
- **Шаг 5. [Второе правило Д. Хебба].** Если выход неправильный и равен единице, то уменьшить веса активных входов, например, в соответствии с формулами:
$$w_i[t+1] = w_i[t] - x_i[t];$$
$$w_0[t+1] = w_0[t] - x_0.$$
- **Шаг 6.** Осуществляется переход на шаг 2 с новым входным вектором $X[t+1]$ или процесс обучения завершается.

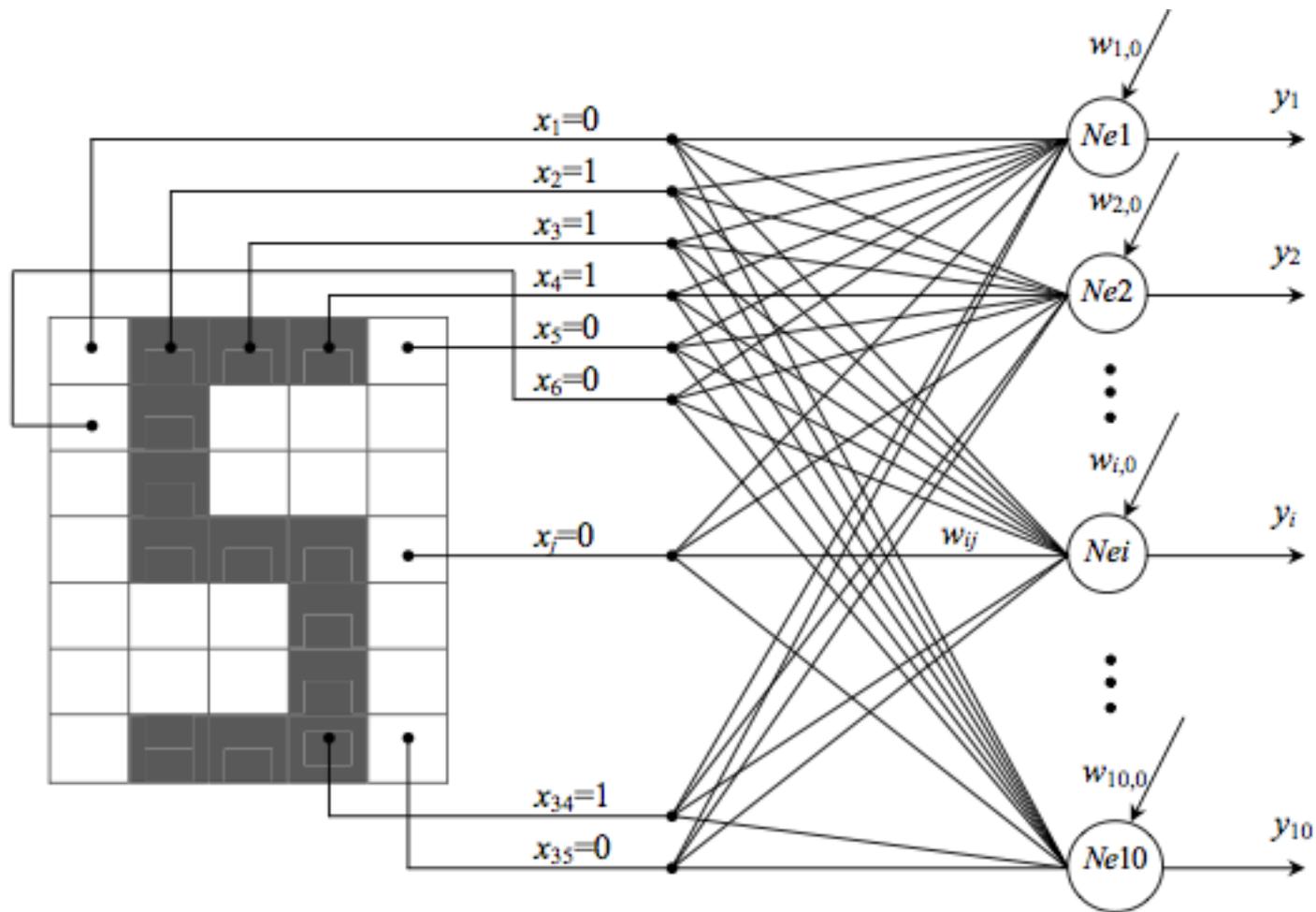
Однослойный персептрон

Развитие идеи элементарного персептрона привело к появлению однослойного персептрона и созданию алгоритма его обучения.

Данная сеть имеет 10 нейронов, организованных таким образом, чтобы каждой цифре соответствовал свой нейрон.

- Выход первого нейрона y_1 должен быть равен единице, если персептрону предъявляется цифра «1» и нулю для выходов всех остальных нейронов.
- Выход y_2 должен быть равен единице, если персептрону показывается цифра «2», при этом остальные выходы нейронов должны быть равны нулю.
- И так далее до цифры «0».

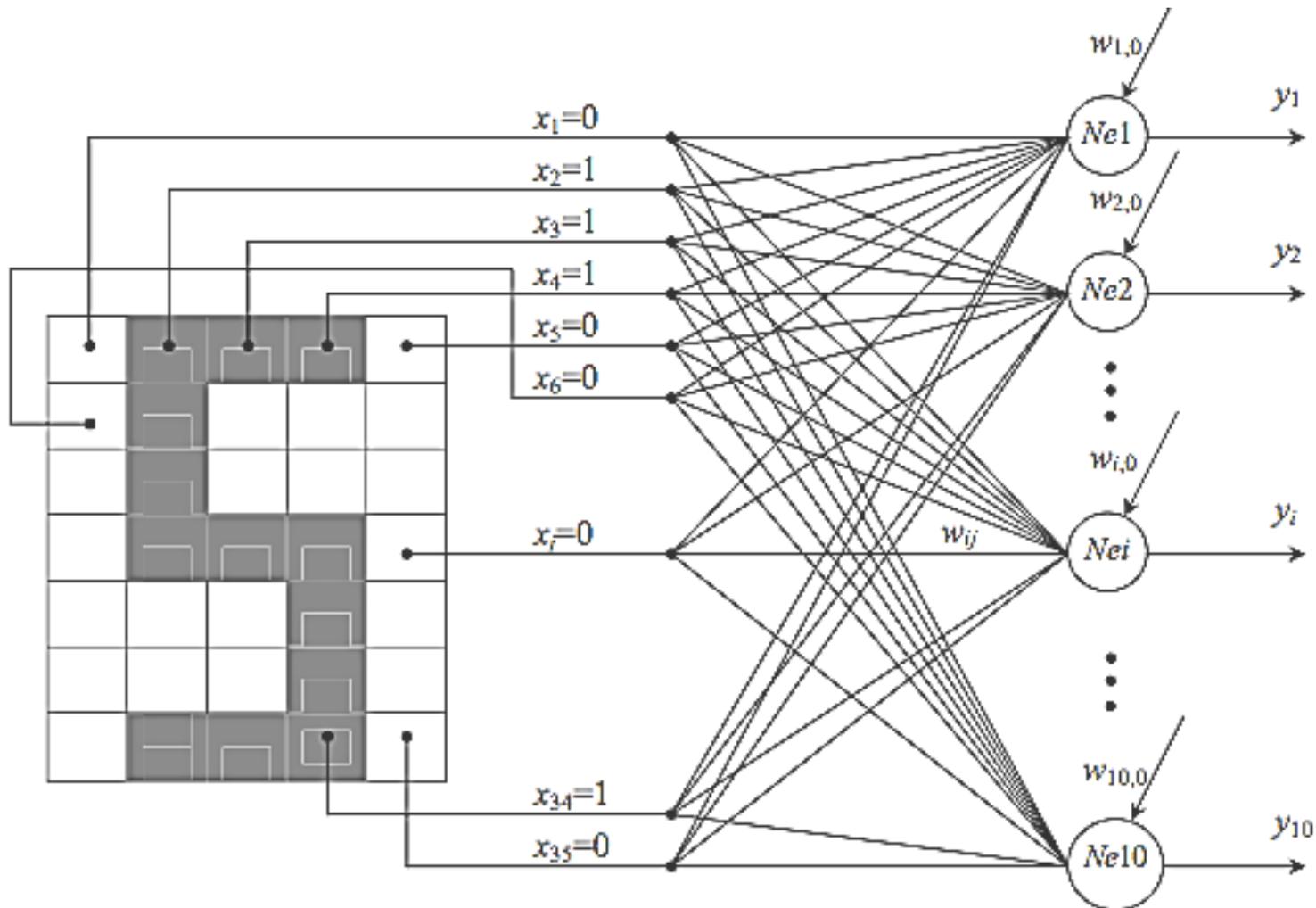
Схема однослойного персептрона, предназначенного для распознавания цифр



Алгоритм обучения

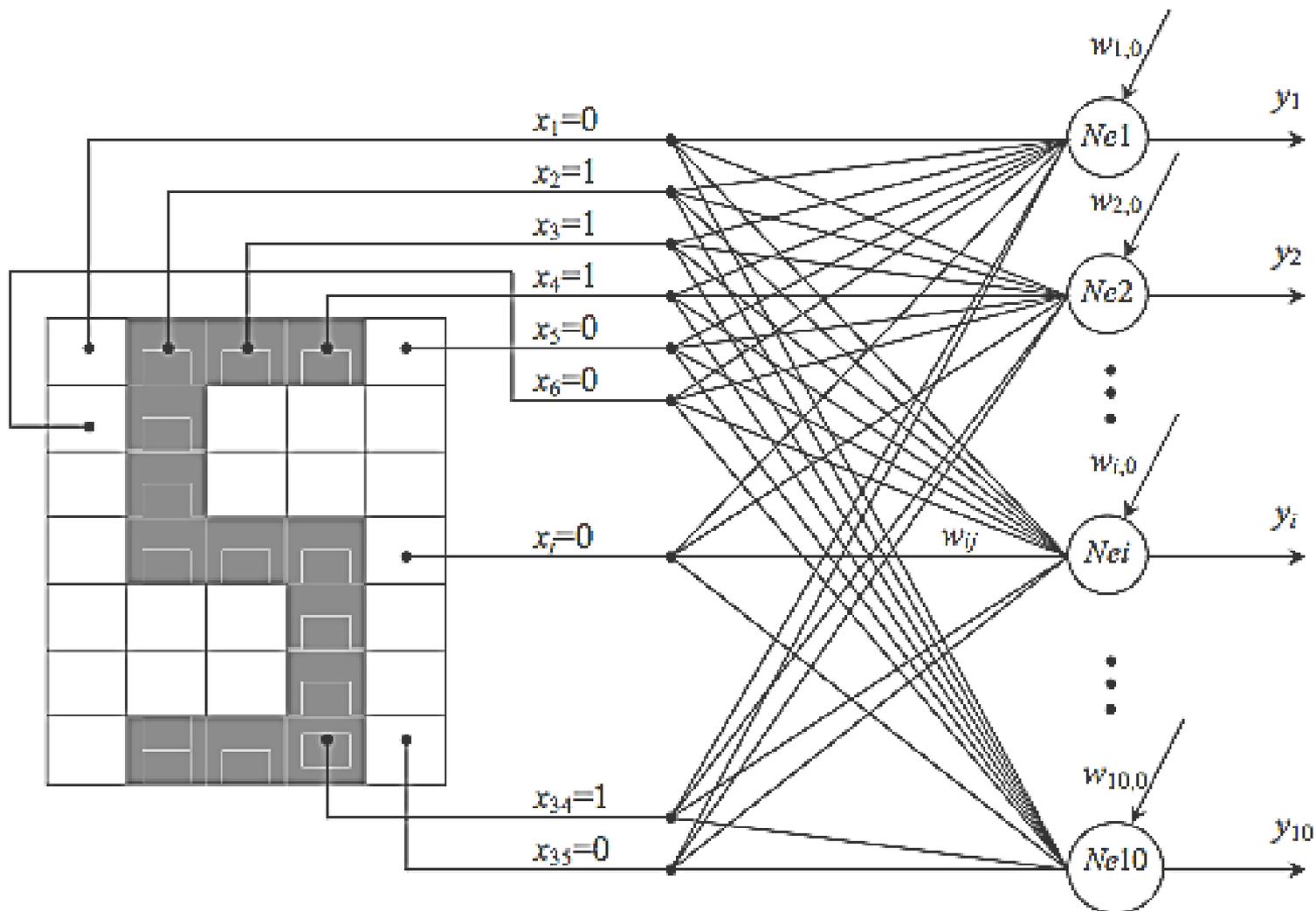
Алгоритм выглядит следующим образом:

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



Алгоритм обучения

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

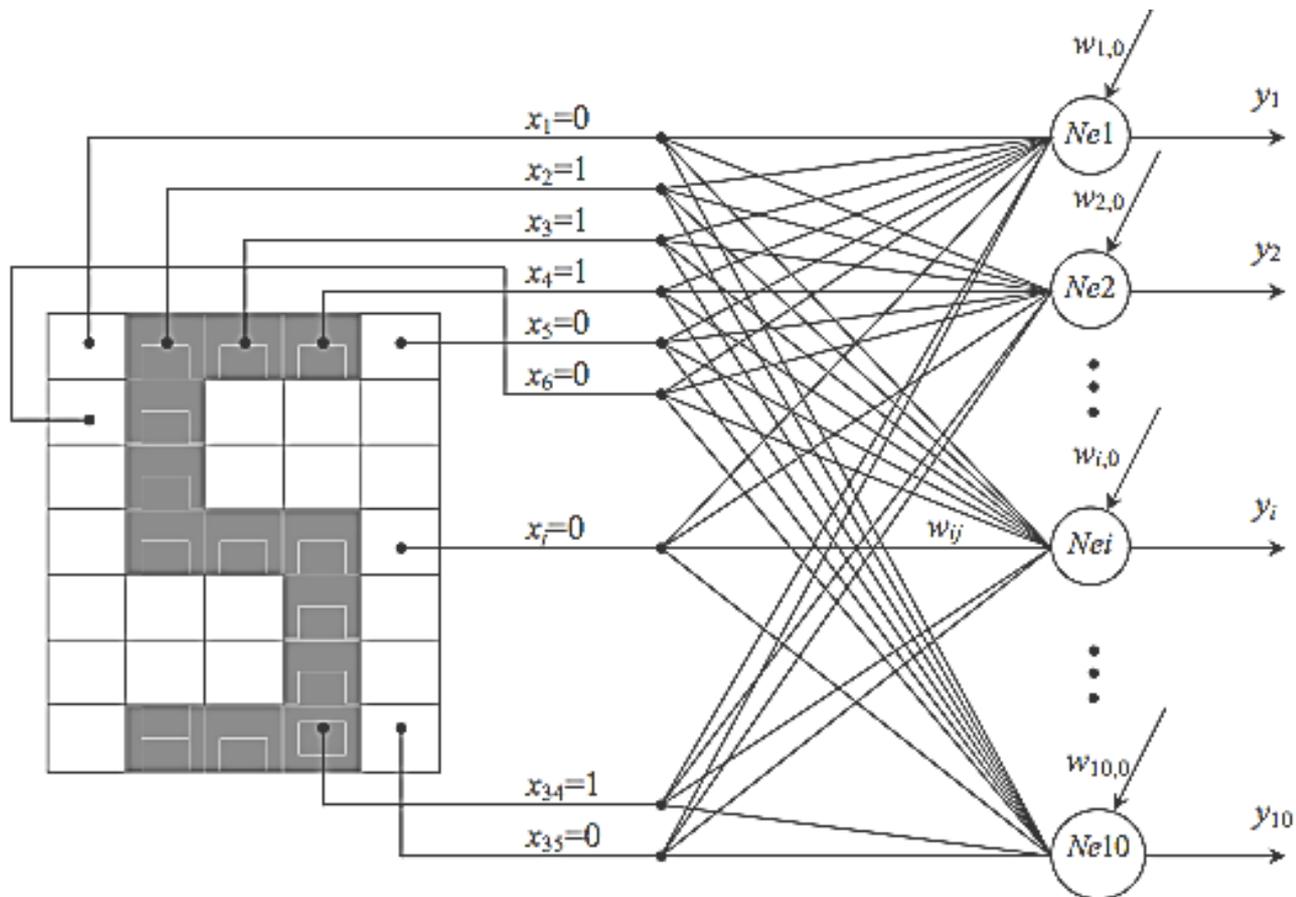


Алгоритм обучения

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



Алгоритм обучения

- **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:

$$w_{ij} [t + 1] = w_{ij} [t] + \Delta w_{ij} [t];$$

$$\Delta w_{ij} [t] = \alpha \cdot \beta_i [t] \cdot x_j [t];$$

$$w_{i,0} [t + 1] = w_{i,0} [t] + \Delta w_{i,0} [t];$$

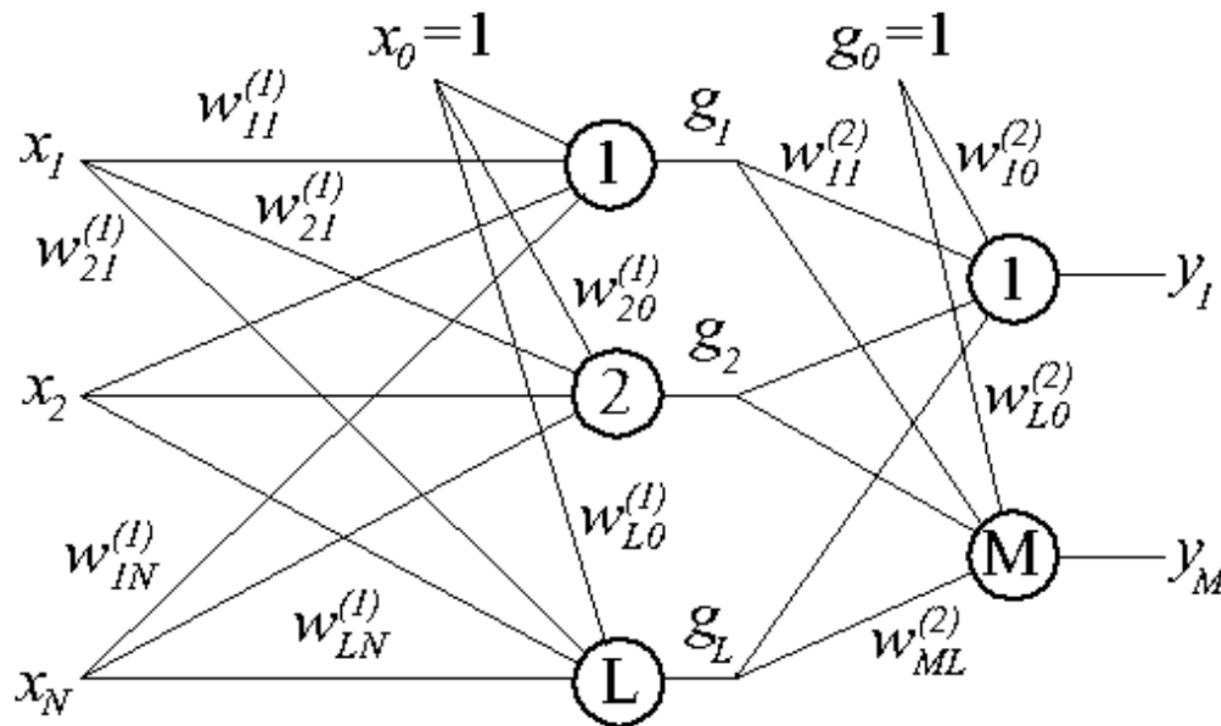
$$\Delta w_{i,0} [t] = \alpha \cdot \beta_i [t],$$

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

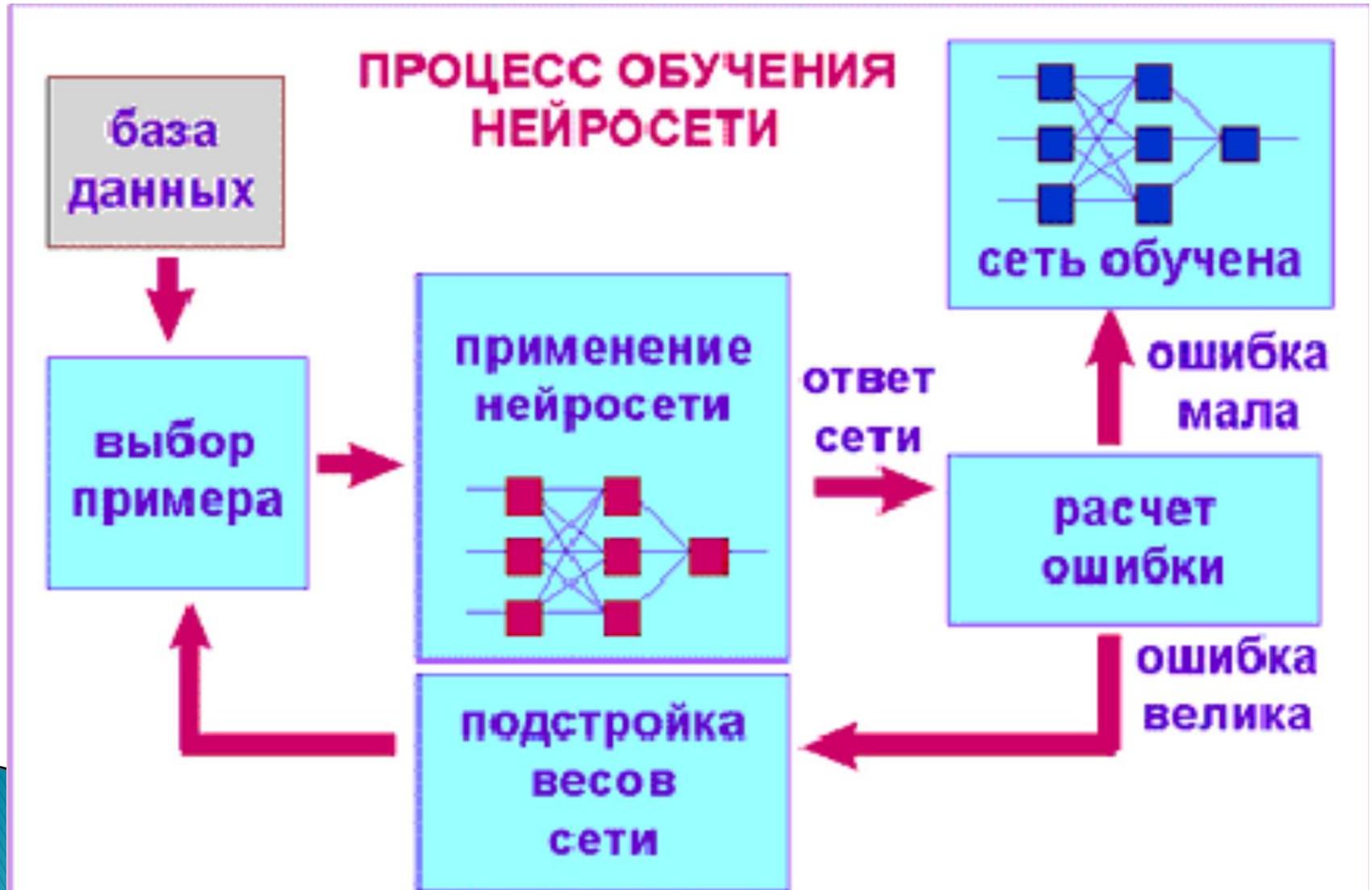
Многослойный персептрон

МП - нейронные сети прямого распространения. Входной сигнал в таких сетях распространяется в прямом направлении, от слоя к слою. Многослойный персептрон в общем представлении состоит из следующих элементов:

- ▶ множества входных узлов, которые образуют входной слой;
- ▶ одного или нескольких скрытых слоев вычислительных нейронов;
- ▶ одного выходного слоя нейронов.



Алгоритм обучения многослойной нейронной сети методом обратного распространения ошибки



Прогнозирование результатов выборов президента США



Условия моделирования

- ▶ Предвыборные компании кандидатов отработаны добросовестно
 - ▶ Все участники сделали все возможное
 - ▶ Выбор практически предопределяется лишь объективными признаками?
 - ▶ Прогноз составлялся в 1992 году по данным выборов начиная с 1864
- 

Входные данные

- ▶ Правящая партия у власти более 1 срока?
 - ▶ Правящая партия получила больше 50% на прошлых выборах?
 - ▶ В год выборов была активна третья партия?
 - ▶ Была серьезная конкуренция при выдвижении кандидата от правящей партии?
- 

Входные данные

- ▶ Кандидат от правящей партии был президентом в год выборов?
 - ▶ Был ли год выборов временем спада или депрессии?
 - ▶ Был ли рост среднего национального валового продукта на душу населения более 2,1%?
 - ▶ Произвел ли правящий президент существенные изменения в политике?
- 

Входные данные

- ▶ Во время правления были существенные социальные волнения?
 - ▶ Администрация правящей партии виновна в серьезной ошибке или скандале?
 - ▶ Кандидат правящей партии – национальный герой?
 - ▶ Кандидат оппозиционной партии – национальный герой?
- 

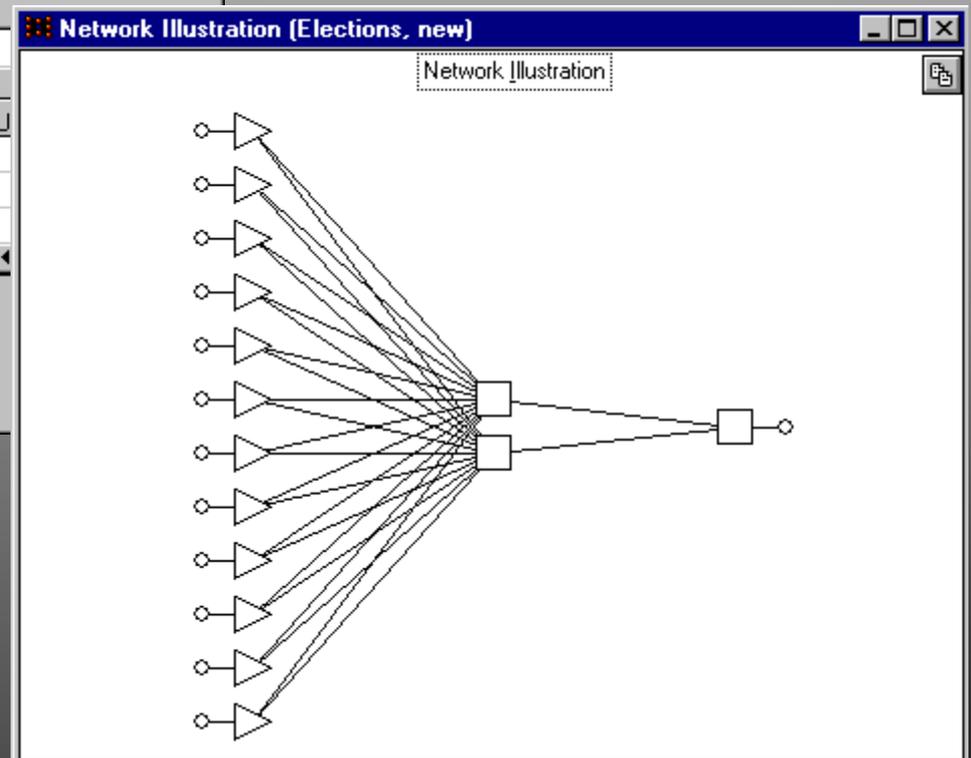
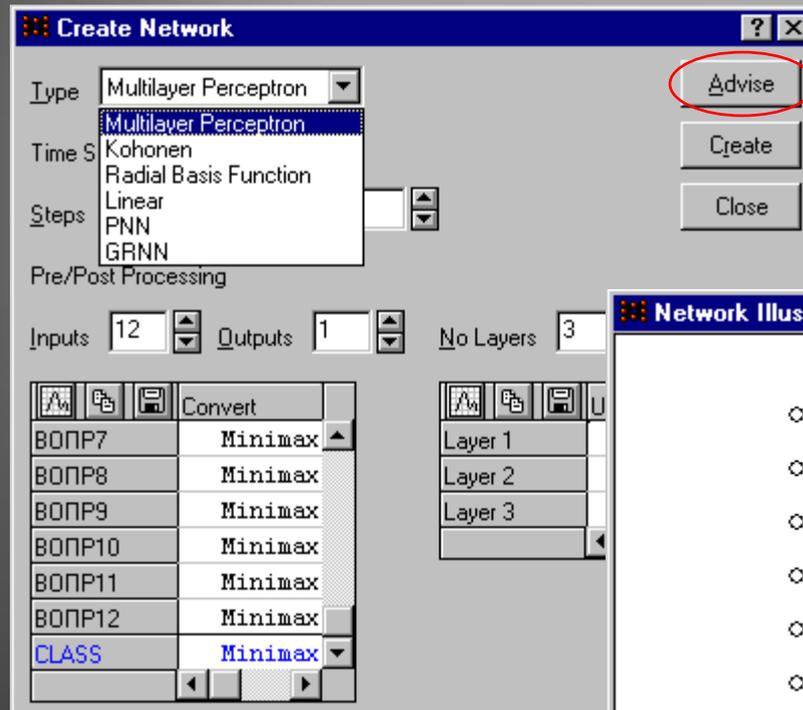


Data Set Editor (Elections)

Variables 12 1 Cases 25 5 1

	ВОПР8	ВОПР9	ВОПР10	ВОПР11	ВОПР12	CLASS
01	1	1	0	0	0	1
02	1	1	0	1	0	1
03	0	0	0	1	0	1
04	1	0	0	0	0	1
05	0	0	0	0	0	1
06	0	0	0	0	1	1
07	0	0	0	1	0	1
08	1	0	0	0	1	1
09	1	0	0	0	0	1
10	1	0	1	0	0	1
11	0	0	0	0	0	1
12	1	0	0	1	0	1
13	1	0	0	1	0	1
14	1	0	0	1	0	1
15	1	0	0	0	0	1
16	0	0	0	1	0	1
17	0	0	0	0	0	1
18	0	1	0	0	0	1
19	0	1	0	0	0	2

Создание сети



Обучение

Back Propagation [?] [X]

Epochs: [▲] [▼]

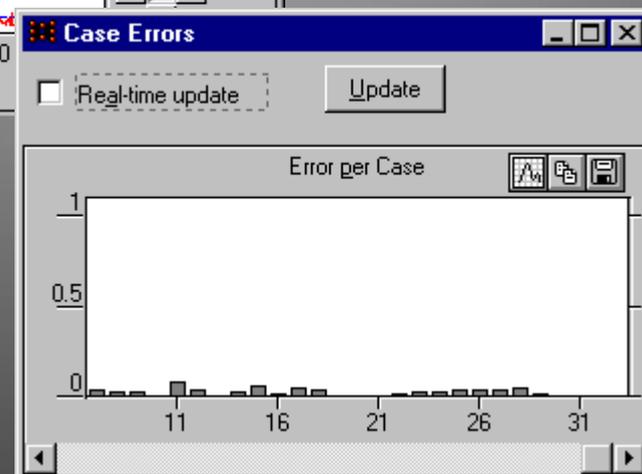
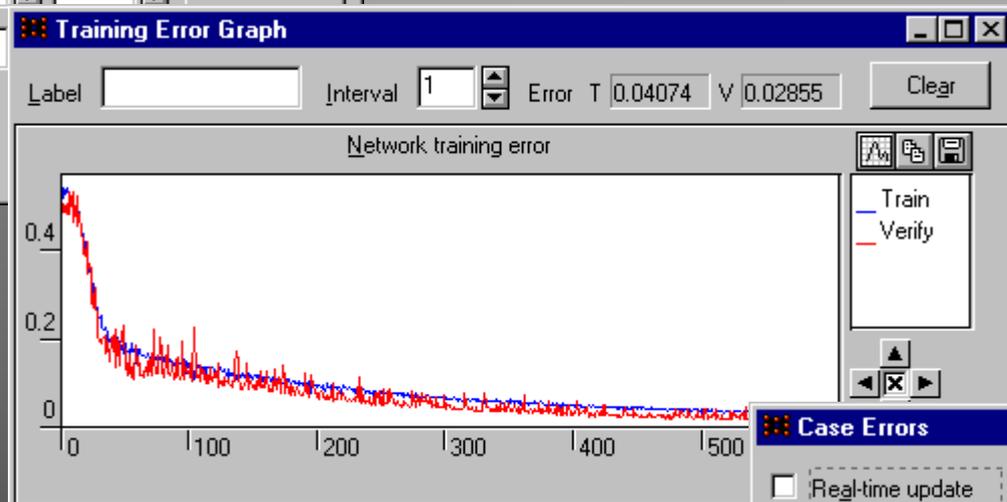
Learning rate: [▲] [▼] [▲] [▼]

Momentum: [▲] [▼] [▲] [▼]

Noise:

Shuffle Cases

Cross verification





Training Error Graph

Data Set Editor (Elections)

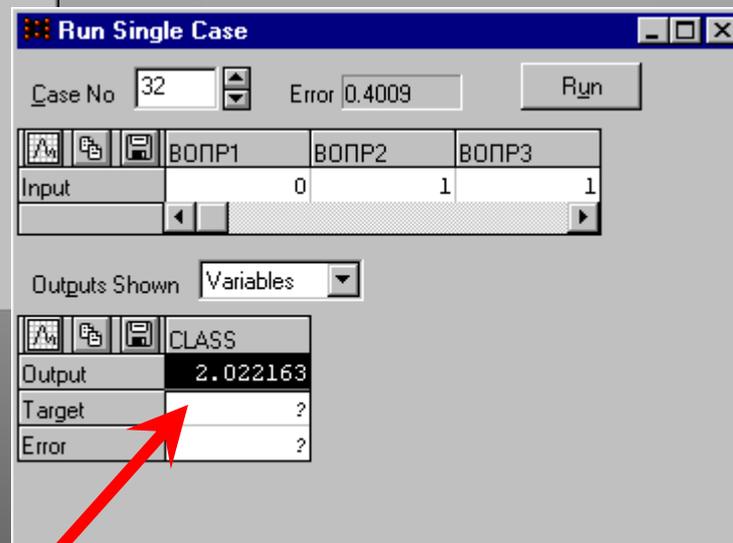
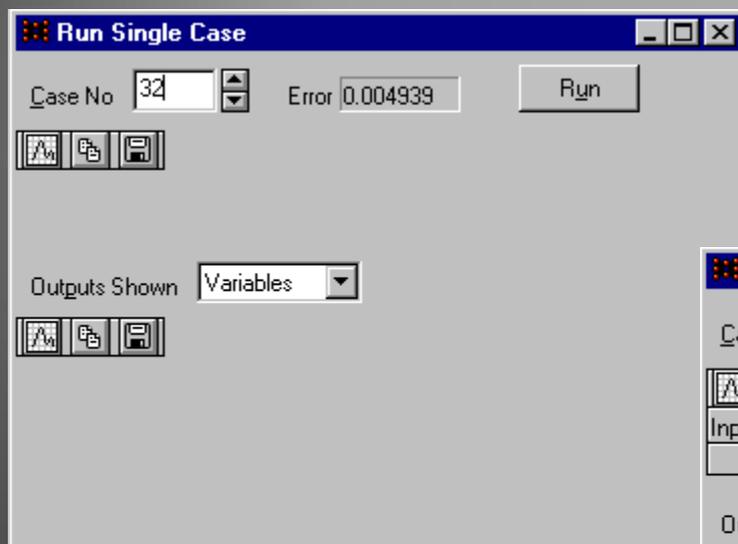
Variables 12 1 Cases 27 5 0

	год	ВОПР1	ВОПР2	ВОПР3	ВОПР4
19	1860	1	0	1	1
20	1872	1	1	0	1
21	1884	1	0	0	1
22	1892	0	0	1	0
23	1896	0	0	0	1
24	1912	1	1	1	1
25	1920	1	0	0	1
26	1932	1	1	0	0
27	1952	1	0	0	1
28	1960	1	1	0	0
29	1968	1	1	1	1
30	1976	1	1	0	1
31	1980	0	0	1	1
32	1992	0	1	1	1
33		1	1	0	0

**Активизируем
случай 1992 года**

- Training
- Verification
- Test
- Ignore
- Name/Number
- Cut
- Copy
- Paste
- Clear

Прогноз



**Результат = 2 -
прогнозируется победа
кандидата
из оппозиции**

Анализ чувствительности

Sensitivity Analysis

Update Baseline errors 0.01056 0.0956

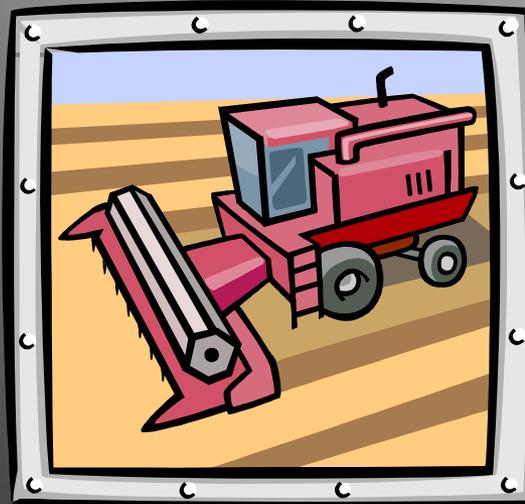
Prune inputs with low sensitivity ratio

Threshold 1.05 Prune

	ВОПР1	ВОПР2	ВОПР3	ВОПР4	ВОПР5	ВОПР6	ВОПР7	ВОПР8	ВОПР9
Rank	10	11	3	1	8	6	4	2	5
Error	0.02585	0.01539	0.1274022	0.2519992	0.03814	0.07047	0.09322	0.1274603	0.08934
Ratio	2.448718	1.505587	12.06821	23.87068	3.612505	6.675244	8.83048	12.07371	8.462513
Rank	9	7	3	1	10	4	12	11	2
Error	0.08505	0.09644	0.1656818	0.2984368	0.06698	0.1398745	0.03358	0.03984	0.1756605
Ratio	0.8895711	1.008738	1.732987	3.121569	0.700611	1.46305	0.35124	0.4167447	1.837362

**Нажатие этой кнопки
автоматически исключает
незначимые переменные
из анализа**

На основе экспертных
данных выявить факторы,
наиболее влияющие на
прибыль предприятия



Представлены факторы

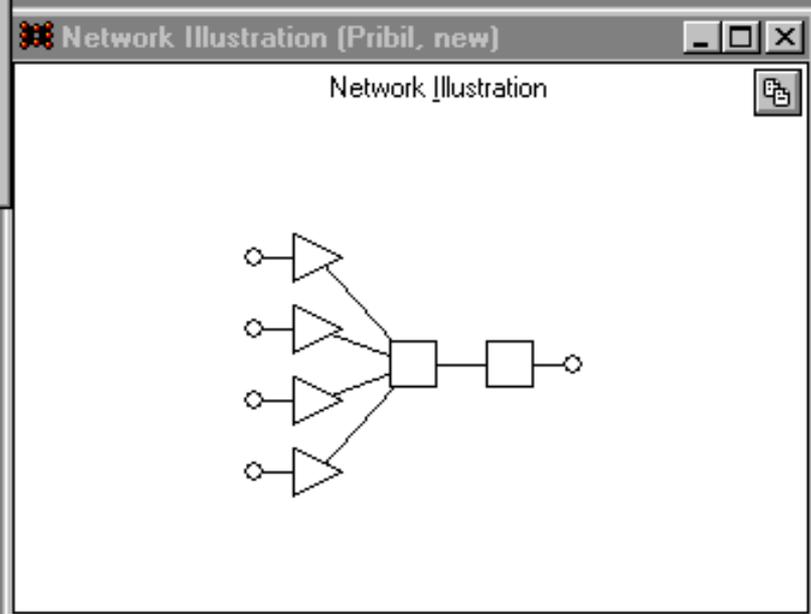
- ▶ Затраты на материалы
- ▶ Объем зарплаты
- ▶ Производительность труда
- ▶ Курс доллара США



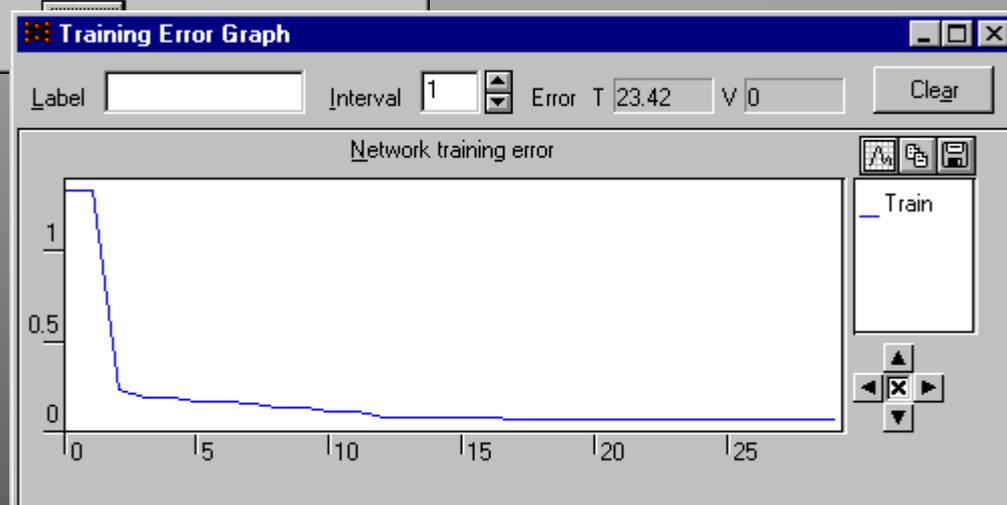
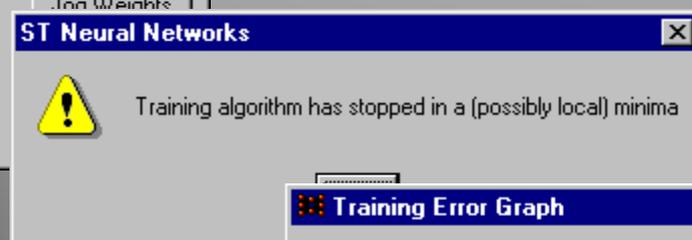
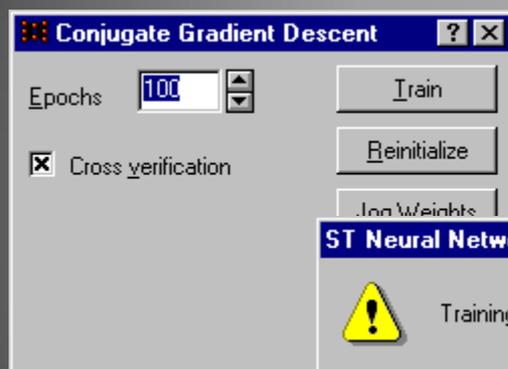
Data Set Editor (Pribil)

Variables: 4 1 Cases: 12 0 0

	PAY	PERFOMAN	RATE\$	DIVIDENT
01	122	6003	6	99.2
02	126	4474	6.1	29.1
03	126	4474	6.1	-41.6
04	104	4798	6.1	51.3
05	112	5273	6.2	111.9
06	74	3410	6.2	8.4
07	102	4237	6.2	54.7
08	76	2673	7.9	-3.6
09	123	4406	16.1	-45.4
10	117	4711	16	30.1
11	107	4833	17.9	65.5



Обучение



Регрессия
построена

Анализ чувствительности

Sensitivity Analysis

Update Baseline errors 23.42 0

Prune inputs with low sensitivity ratio

Threshold 1.07 Prune

	MATERIAL	PAY	PERFORMAN	RATE\$
Rank	4	1	2	3
Error	23.41728	76.373	60.66691	24.20038
Ratio	0.9997702	3.260645	2.590094	1.033204

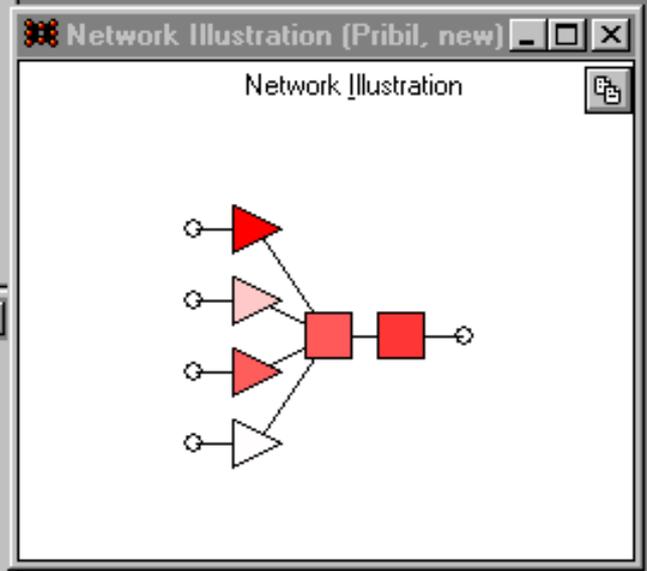
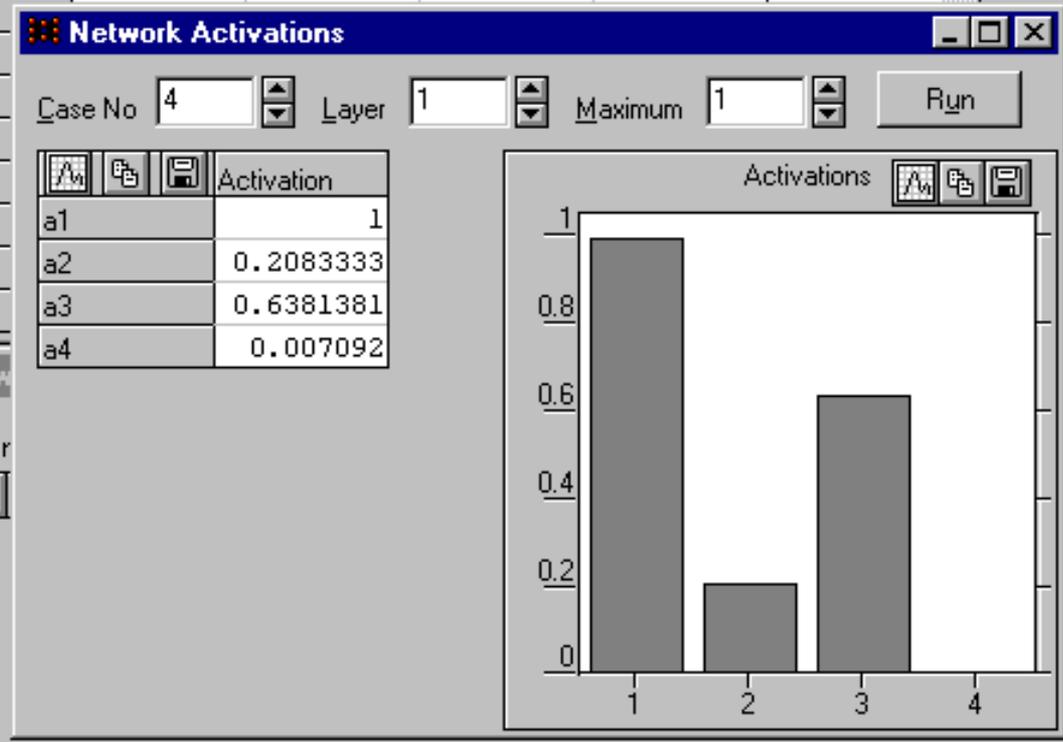
**Объем зарплаты и
производительность
труда сильно влияют
на прибыль предприятия**



Data Set Editor (Pribil)

Variables: 4 1 Cases: 12 0 0

	MATERIAL	ZARPLATA	PROIZVOD	KURS\$	PRIBIL
01	53	122	6003	6	99.2
02	58	126	4474	6.1	29.1
03	44	126	4474	6.1	-41.6
04					
05					
06					
07					
08					
09					
10					
11					



СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ

