

МЕЖГОСУДАРСТВЕННОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«БЕЛОРУССКО-РОССИЙСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Кафедра «Технология машиностроения»

НЕЧЕТКАЯ ЛОГИКА И ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

*Методические рекомендации к лабораторным работам
для студентов направления подготовки
15.03.06 «Мехатроника и робототехника»
очной формы обучения*



Могилев 2019

УДК 621.01
ББК 65.304.15
Н 79

Рекомендовано к изданию
учебно-методическим отделом
Белорусско-Российского университета

Одобрено кафедрой «Технология машиностроения» «30» октября 2018 г.,
протокол № 5

Составитель д-р техн. наук, доц. В. М. Пашкевич

Рецензент канд. техн. наук, доц. А. П. Прудников

В методических рекомендациях даны задания для лабораторных занятий по дисциплине «Нечеткая логика и искусственные нейронные сети», приведены указания по их выполнению.

Учебно-методическое издание

НЕЧЕТКАЯ ЛОГИКА И ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

Ответственный за выпуск

В. М. Шеменков

Технический редактор

А. А. Подошевка

Компьютерная верстка

Н. П. Полевничая

Подписано в печать . Формат 60×84/16. Бумага офсетная. Гарнитура Таймс.
Печать трафаретная. Усл. печ. л. . Уч.-изд. л. . Тираж 46 экз. Заказ №

Издатель и полиграфическое исполнение:

Межгосударственное образовательное учреждение высшего образования
«Белорусско-Российский университет».

Свидетельство о государственной регистрации издателя,
изготовителя, распространителя печатных изданий
№ 1/156 от 24.01.2014.

Пр. Мира, 43, 212000, Могилев.

© Белорусско-Российский
университет, 2019



Содержание

1	Метод Байеса.....	4
2	Построение решающих правил.....	6
3	Построение нечетких множеств.....	9
4	Нечеткий вывод.....	10
5	Метрическое распознавание образов.....	12
6	Обучение распознаванию образов.....	14
7	Построение нейронных сетей	17
8	Методы обучения сетей	20
	Список литературы.....	29



1 Метод Байеса

Задание

По результатам наблюдений за образцами 40 передач построить систему распознавания их состояний по методу Байеса.

В качестве симптомов выбраны признаки:

S_1 – повышенная вибрация корпуса;

S_2 – превышение допускаемого уровня шума на 2...4 дБ.

В качестве диагностируемых состояний приняты:

D_1 – износ шестерен;

D_2 – увеличенный радиальный зазор подшипника;

D_3 – нормальное (работоспособное) состояние (таблица 1).

Таблица 1 – Результаты наблюдений за передачами

Номер передачи	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
S_1	1	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S_2	0	1	0	0	1	1	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
D_1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
D_2	0	0	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
D_3	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Продолжение таблицы 1

Номер передачи	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
S_1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S_2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
D_1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
D_2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
D_3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Порог принятия гипотезы выбрать равным 0,7.

Порядок выполнения работы

1 Разместить данные на рабочем листе *MS Excel* (рисунок 1).

2 Рассчитать априорные вероятности диагнозов и признаков, определив предварительно число передач, имеющих соответствующие признаки. Рекомендуется при расчете использовать встроенные функции *Excel* СЧЁТЗ, СУММЕСЛИ, СЧЁТЕСЛИМН.

3 Рассчитать вероятности принадлежности объектов классам D_1 , D_2 , D_3

по наблюдаемым *единичным* признакам S_1 и S_2 , а также по их отсутствию \bar{S}_1 и \bar{S}_2 по формуле

$$p(D_i|S_j) = p(D_i) \frac{p(S_j|D_i)}{\sum_{k=1}^3 p(S_k|D_i)}.$$

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
1	№	1	2	3	4	5	6	7	8	9
2	S1	1	0	1	1	0	0	0	0	0
3	S2	0	1	0	0	1	1	1	1	0
4	D1	1	1	0	0	0	0	0	0	0
5	D2	0	0	1	1	1	1	1	1	0
6	D3	0	0	0	0	0	0	0	0	1
7										
8										
9	Наблюдений всего				n(D1)	n(D2)	n(D3)		n(S1)	n(S2)
10	40				2	6	32		3	7
11										
12					p(D1)	p(D2)	p(D3)		p(S1)	p(S2)
13					0,05	0,15	0,8		0,075	0,175
14										
15										
16	P(D1 S1)	P(D2 S1)	P(D3 S1)		p(D1 S1+S2)		p(D2 S1+S2)	p(D3 S1+S2)		
17	0,333333333	0,666666667	0		0,272727273		0,727272727	0		
18	P(D1 notS1)	P(D2 notS1)	P(D3 notS1)		p(D1 notS1+S2)		p(D2 notS1+S2)	p(D3 notS1+S2)		
19	0,666666667	0,333333333	1		0,096774194		0,516129032	0,387096774		
20	P(D1 S2)	P(D2 S2)	P(D3 S2)		p(D1 S1+notS2)		p(D2 S1+notS2)	p(D3 S1+notS2)		
21	0,142857143	0,666666667	0,285714286		0,428571429		0,571428571	0		
22	P(D1 notS2)	P(D2 notS2)	P(D3 notS2)		p(D1 notS1+notS2)		p(D2 notS1+notS2)	p(D3 notS1+notS2)		
23	0,857142857	0,333333333	0,714285714		0,015706806		0,041884817	0,942408377		

Рисунок 1 – Пример расчетного листа в MS Excel

4 Рассчитать вероятности принадлежности объектов классам D_1 , D_2 , D_3 по наблюдаемым *парным* признакам S_1 и S_2 , а также их отсутствию \bar{S}_1 и \bar{S}_2 по формуле

$$p(D_k|S_i S_j) = p(D_i) \frac{p(S_i S_j|D_k)}{p(S_i S_j)}.$$

5 Определить наиболее информативные комплексы признаков, превышающие порог принятия гипотезы.

Вопросы к защите

- 1 Каковы достоинства и недостатки метода Байеса?
- 2 Какие комплексы признаков наиболее информативны для метода Байеса?
- 3 Как строятся решающие правила по методу Байеса?

2 Построение решающих правил

Задание

Построить на основе коэффициентов определенности и базы данных о состоянии механических передач систему для распознавания двух состояний:

D_1 – нормальное состояние («годна»);

D_2 – критическое состояние («не годна»).

В качестве критериев распознавания были выбраны следующие признаки:

S_1 – шум передачи не превышает 80 дБ;

S_2 – уровень виброускорения на корпусе передачи свыше 3 м/с²;

S_3 – содержание железа в масле менее 150 мг/л;

S_4 – температура корпуса передачи не превышает 70 °С.

В таблице 2 приведена база данных с наблюдениями за передачами, соответствующими состояниям D_1 и D_2 .

Таблица 2 – Наблюдения за передачами с признаками $S_1 \dots S_4$

Номер объекта	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
S_1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
S_2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S_3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S_4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
D_1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
D_2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Продолжение таблицы 2

Номер объекта	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40
S_1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
S_2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S_3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	1
S_4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
D_1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
D_2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Продолжение таблицы 2

Номер объекта	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50	51	52	53	54	55	56	57	58	59	60
S_1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0
S_2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1
S_3	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
S_4	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1
D_1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
D_2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

При этом значение «1» соответствует наличию признака S_i , а значение «0» – его отсутствию.

Порядок выполнения работы

1 Разместить данные на рабочем листе *MS Excel* (рисунок 2).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
1	№	1	2	3	4	5	6	7	8
2	S1	1	1	1	1	1	1	1	1
3	S2	0	0	0	0	0	0	0	0
4	S3	1	1	1	1	1	1	1	1
5	S4	0	0	0	0	0	0	0	0
6	D1	1	1	1	1	1	1	1	1
7	D2	0	0	0	0	0	0	0	0
8	D-?	0,9746875	0,9746875	0,9746875	0,974688	0,974688	0,974688	0,974688	0,97
9									
10									
11									
12									
13		S1	S2	S3	S4	п общ			
14	D1								
15	D2								
16									
17	МД								
18	МНД								
19									
20	CF								

Рисунок 2 – Пример расчетного листа в *MS Excel*

2 Приняв в качестве базового состояния D_1 (нормальное состояние), рассчитать значения коэффициентов определенности для каждого из признаков S_i , используя функции СЧЁТЕСЛИМН.

3 Проверить качество распознавания по полученным коэффициентам определенности, оценив с их помощью принадлежность объектов состояниям D_1 и D_2 . В качестве порога для принятия гипотезы выбрать положительное (отрицательное) значение коэффициента определенности для комбинации признаков.

Для автоматизации процедуры можно использовать VBA-макрос следующего содержания:

```
Sub Main()
```

```
CF1 = 0.8
```

```
CF2 = -0.5
```

```
CF3 = -0.25
```

```
CF4 = 0.15
```

```

For i = 1 To 60
    ' значения признаков S и диагноза D
    S1 = Range("a2").Offset(0, i)
    S2 = Range("a3").Offset(0, i)
    S3 = Range("a4").Offset(0, i)
    S4 = Range("a5").Offset(0, i)
    D1 = Range("a6").Offset(0, i)

    ' значение коэффициента определенности CFSi для текущего
    ' признака Si
    CFS1 = CFS(CF1, S1)
    CFS2 = CFS(CF2, S2)
    CFS3 = CFS(CF3, S3)
    CFS4 = CFS(CF4, S4)

    ' комбинация четырех коэффициентов определенности
    c12 = CF12(CFS1, CFS2)
    c123 = CF12(c12, CFS3)
    c1234 = CF12(c123, CFS4)

    ' записать вычисленный коэффициент определенности для D1
    Range("a8").Offset(0, i) = c1234

Next i

```

End Sub

Function CFS(CF, S) ' функция для вычисления k-та определенности

```

If S = 1 Then
    CFS = CF
Else
    If CF >= 0 Then CFS = 1 - CF
    If CF < 0 Then CFS = 1 + CF
End If

```

End Function

Function CF12(CF1, CF2) ' функция для расчета комбинации
' коэффициентов определенности

```

CF12 = CF1 + CF2 * (1 - Abs(CF1))

```

End Function

4 Определить величину ошибки системы распознавания, если для принятия гипотезы используется значение коэффициента определенности для комбинации признаков, превышающее 0,7.



Вопросы к защите

- 1 Что такое решающее правило?
- 2 В каком случае решающее правило не может быть построено?
- 3 При каких условиях можно применять решающее правило?

3 Построение нечетких множеств

Задание

По вариантам, выданным преподавателем, построить функции принадлежности нечетких переменных для системы управления натягом хонинговальных брусков для набора правил:

- «Если момент на хоне высокий, то натяг низкий»;
- «Если момент на хоне средний, то натяг средний»;
- «Если момент на хоне низкий, то натяг высокий».

Порядок выполнения работы

1 Построить графики дискретных функций принадлежности. В качестве функции принадлежности принять треугольную или трапециевидную функцию в форме выражений вида

$$\mu(M) = \frac{M - M_{ep}}{\Delta M}$$

или

$$\mu(M) = \frac{M_{ep} - M}{\Delta M},$$

где M – текущее значение момента, Н·м;

M_{ep} – значение момента, соответствующее началу (концу) переходной зоны, Н·м;

ΔM – ширина переходной зоны, Н·м.

Интервал рабочих моментов – 0...400 Н·м; интервал натягов – 4...12 Н.

Пример рабочего листа приведен на рисунке 3.

Вопросы к защите

- 1 Чем отличается нечеткое множество от обычного?
- 2 Какие функции нечеткости используют на практике?
- 3 Что такое функция принадлежности?



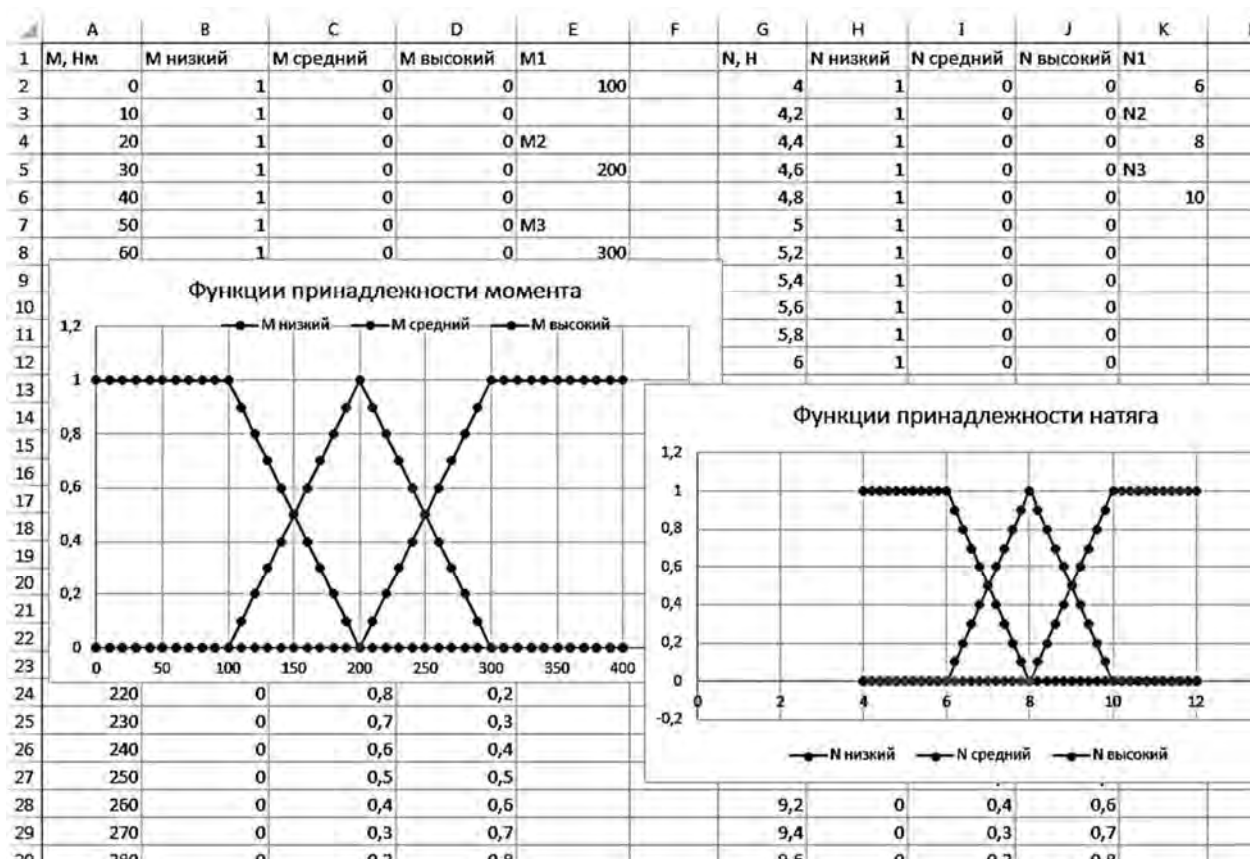


Рисунок 3 – Пример оформления отчета

4 Нечеткий вывод

Задание

Используя функции принадлежности, построенные в лабораторной работе № 3, определить функцию управления натягом хонинговальных брусков по величине момента на приводном валу инструмента по методу центра тяжести (Мамдани).

Порядок выполнения работы

Для каждого дискретного значения момента (0...400 Н·м) поочередно необходимо выполнить следующее.

1 Определить истинность левой части правил («Если») – для множеств «Момент низкий», «Момент средний», «Момент высокий».

Для поиска позиции и содержимого соответствующих ячеек рекомендуется использовать функции ПОИСКПОЗ и ИНДЕКС.

2 Рассчитать функции принадлежности для правой части правил («То») – для множеств «Натяг низкий», «Натяг средний», «Натяг высокий»:

$$\mu_{ТО}(x) = \mu_{ЕСЛИ}(x) \cdot \mu_{ПРАВИЛО}(x).$$

3 Определить композицию (суперпозицию) нечетких множеств методом «Или».

$$\mu_{\Sigma}(x) = \max\{\mu_{T_O}(x)\}.$$

4 Провести дефаззификацию (переход к единственному значению) переменной по методу Мамдани (на основе определения центра тяжести).

С этой целью рассчитать накопленные суммы функций принадлежности от начала до каждой текущей позиции в столбце суперпозиций (сумма слева) и от конца до текущей позиции (сумма справа).

Найти модуль разницы сумм слева и справа (столбец «Разность»).

Найти минимальную разницу сумм слева и справа, приближенно соответствующую центру тяжести суперпозиции нечетких множеств. Определить индекс соответствующей ячейки и требуемый натяг брусков хона.

5 Построить график управления натягом хонинговальных брусков по величине момента на приводном валу.

Пример рабочего листа с отчетом приведен на рисунке 4.

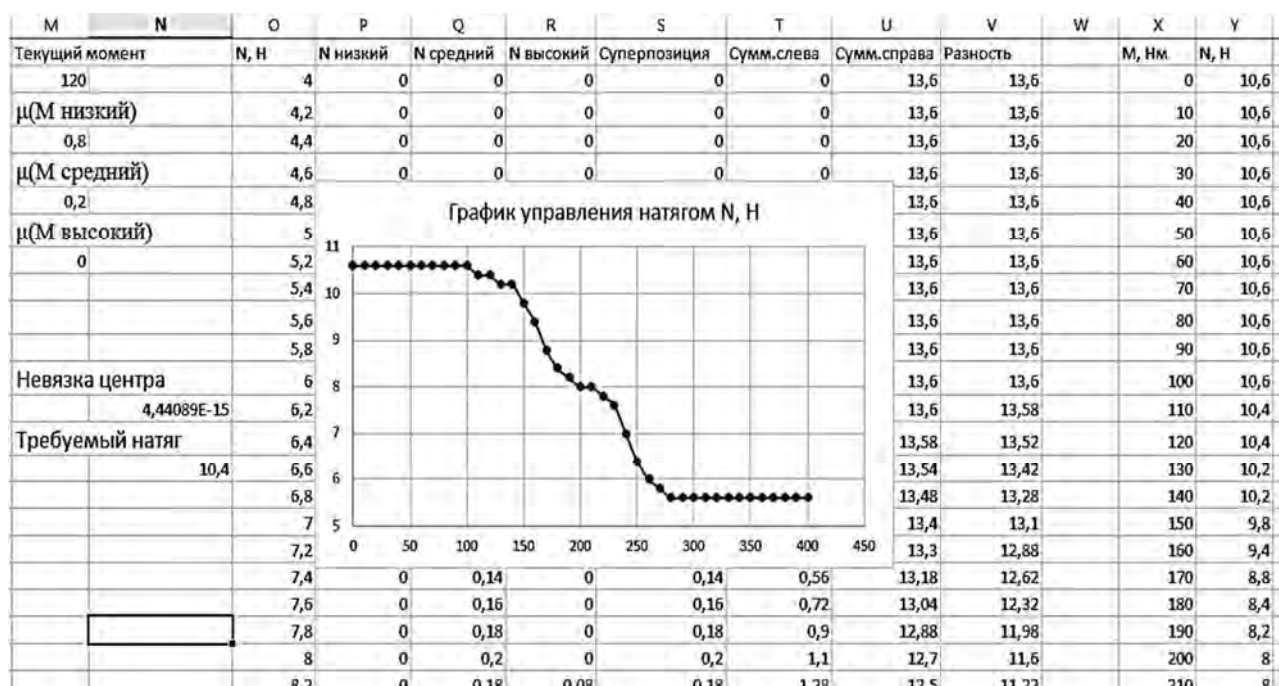


Рисунок 4 – Пример оформления отчета

Вопросы к защите

- 1 Что такое композиция в нечетком выводе?
- 2 Что такое дефаззификация?
- 3 В чем сущность дефаззификации по методу Мамдани?

5 Метрическое распознавание образов

Задание

Для оценки состояния подшипниковых опор редуктора в сборе предложено использовать сигналы двух преобразователей виброускорений x_1 и x_2 , смонтированных, соответственно, над передней и задней опорами ведомого вала. Установлено, что на основе анализа этих сигналов можно разделять редукторы на два следующих класса:

- класс 1: работоспособное состояние (замена подшипников не требуется);
- класс 2: критическое состояние (требуется замена подшипников, износ которых достиг предельного значения).

Центроидным методом определить эталоны (средние значения) E_1 и E_2 этих классов.

Определить состояние объектов O_1 и O_2 по сигналам преобразователей $x_1(O_1)$, $x_2(O_1)$ и $x_1(O_2)$, $x_2(O_2)$ на основе методики метрического распознавания образов.

Построить систему метрического распознавания образов и изучить ее чувствительность к изменению параметров распознавания.

Исходные данные приведены в таблице 3. Первые 10 образцов принадлежат классу 1, остальные – к классу 2.

Таблица 3 – Исходные данные

x_1	1,5	1,9	3,8	2,5	3,8	2,5	2	1,3	3,8	2	?
x_2	1	2,3	3,3	4,2	5,5	1,9	5	4	1	4,1	?
											E_1

Продолжение таблицы 3

x_1	12,8	10	8,4	12,2	10,8	13,3	8,2	10,4	10,5	13,3	?
x_2	16,3	12	10,2	7,5	15,8	8,8	16,4	10,6	7,8	13,6	?
											E_2

Продолжение таблицы 3

x_1	7	7
x_2	12	8
	O_1	O_2

Порядок выполнения работы

1 Построить графическое изображение образцов и рассчитанных эталонов E_1 и E_2 , а также объектов O_1 и O_2 в пространстве признаков x_1 и x_2 . Выделить маркерами разных типов образцы, центроиды и эталоны.

2 В качестве меры расстояния между эталоном и объектом принять обобщенную метрику

$$L = M \sqrt{\sum_{k=1}^2 |E_k - O_k|^N},$$

где 2 – размерность пространства признаков;

N, M – показатель степени обобщенного расстояния.

Определить расстояния от исследуемых объектов O_1 и O_2 до эталонов классов E_1 и E_2 при различных показателях степени M и N обобщенного расстояния, а также определить надежности принадлежности объектов классам 1 и 2.

3 Порог надежности для принятия гипотезы о принадлежности объекта выбранному классу состояний установить равным 0,7.

4 Оценить влияние показателей N, M (меры резкости пространства) на надежность распознавания.

Пример отчета представлен на рисунке 5.

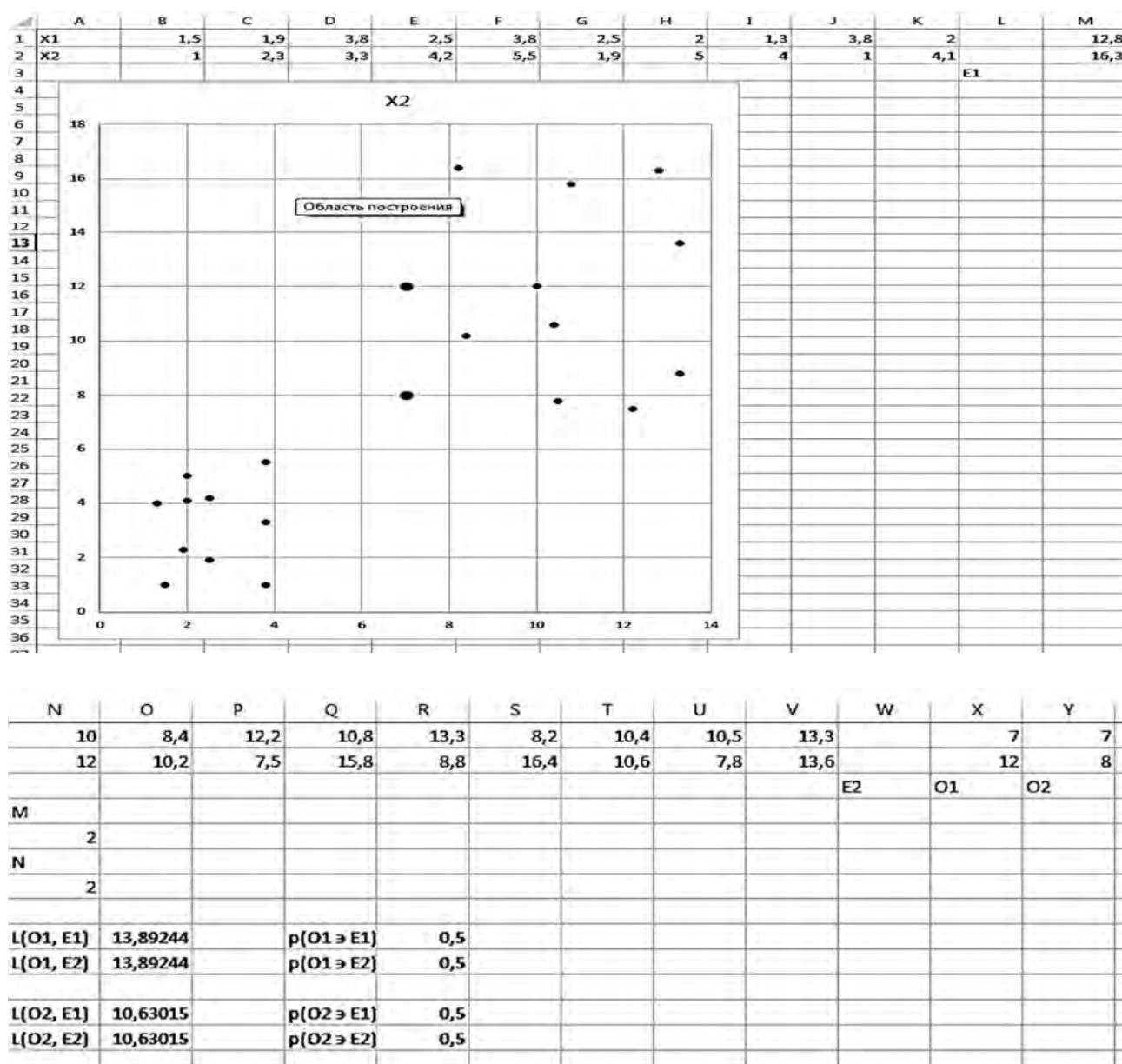


Рисунок 5 – Примерный вид отчета по работе

Вопросы к защите

- 1 В чем заключается процедура метрического распознавания образов?
- 2 Что такое метрика пространства?
- 3 Как влияет метрика пространства на надежность распознавания?

6 Обучение распознаванию образов

Задание

Обучить систему распознаванию двух классов состояний механических передач, используя метод, базирующийся на процедуре обучения. Классами состояний являются:

- работоспособное (класс 1);
- неработоспособное (класс 2).

При этом в качестве представителей первого класса выбраны объекты P_1 и P_2 , а в качестве представителей второго класса – объекты P_3 и P_4 . Объекты характеризуются двумерным набором признаков – x_1 и x_2 .

Варианты заданий приведены в таблице 4.

Таблица 4 – Исходные данные

Класс 1				Класс 2			
P_1		P_2		P_3		P_4	
x_1	x_2	x_1	x_2	x_1	x_2	x_1	x_2
0	1	2	1	6	7	8	9

Порядок выполнения работы

1 Расположить данные, весовые коэффициенты и норму обучения в ячейках рабочего листа, построить точечные графики классов, выделив их рядами разных цветов.

2 Добавить к диаграмме ряд данных в форме, соответствующей дискриминантной функции $d = w_0 + w_1x_1 + w_2x_2$. Считая, что для построенной диаграммы $x = x_1$, а $y = x_2$, построить в интервале изменения переменной x_1 в пределах обоих классов (т. е. 0...8) соответствующую дискриминантной функции линию

$$y = -\frac{w_0}{w_2} - \frac{w_1}{w_2}x_1.$$

Приблизительный вид рабочего листа с отчетом приведен на рисунке 6.



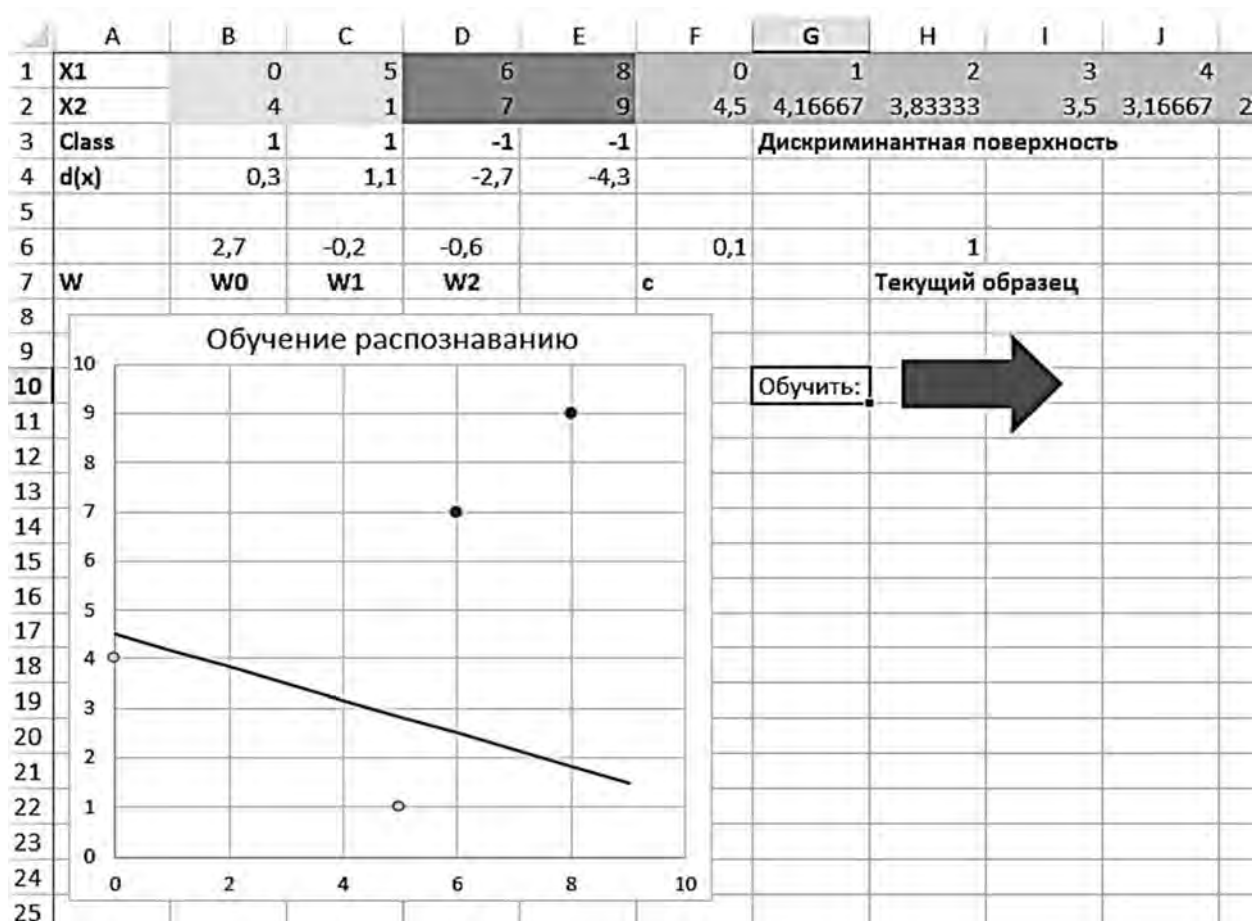


Рисунок 6 – Примерный вид отчета по работе

3 Используя алгоритм обучения, найти выражение для дискриминантной функции, контролируя процесс обучения визуально. Вычисление функции принадлежности ведется по формуле

$$y = \text{sign}(d) = \text{sign}(w_0 + w_1x_1 + w_2x_2),$$

которая равна +1 для класса 1 и -1 для класса 2. Корректировка весовых коэффициентов ведется по выражению

$$w_i^{n+1} = w_i^n + c \cdot (y_t - y_r) \cdot x_i,$$

где c – мера обучения, $c = 0 \dots 1$;

y_t и y_r – требуемое и действительное значения функции принадлежности.

Для автоматизации вычислений рекомендуется использовать VBA-макрос следующего вида:

```
Sub Main()
```

```
' Загрузка данных
```

```
  Curr_item = Range("h6")
```

```
' номер текущего образца
```

```
x1 = Range("a1").Offset(0, Curr_item)
x2 = Range("a2").Offset(0, Curr_item)
```

```
c = Range("f6")      ' скорость обучения
w0 = Range("b6")    ' коэффициенты дискриминантной функции
w1 = Range("c6")
w2 = Range("d6")
```

```
d_targ = Range("a3").Offset(0, Curr_item)      ' требуемое значение
дискр.функции для текущего образца
```

```
d_real = Range("a4").Offset(0, Curr_item)      ' значение дискр.функции для
текущего образца (без sign)
```

```
If d_real = 0 Then ' защита от деления на ноль
```

```
    d_real = 0
```

```
Else
```

```
    d_real = d_real / Abs(d_real)      ' функция sign
```

```
End If
```

```
' Проверка правильности распознавания
```

```
If d_real = d_targ Then      ' распознано верно
```

```
    MsgBox ("Образец № " & Curr_item & " распознан верно!")
```

```
If Curr_item = 4 Then      ' перейти к следующему образцу
```

```
    Curr_item = 1
```

```
Else
```

```
    Curr_item = Curr_item + 1
```

```
End If
```

```
Range("h6") = Curr_item      ' записать номер следующего образца для
расознавания
```

```
Else
```

```
' Скорректировать весовые k-ты
```

```
MsgBox ("Образец № " & Curr_item & " распознан неверно!" & Chr(13)
& "Корректируем дискриминантную функцию !")
```

```
w0 = w0 + c * (d_targ - d_real) * 1
```

```
w1 = w1 + c * (d_targ - d_real) * x1
```

```
w2 = w2 + c * (d_targ - d_real) * x2
```

```
Range("b6") = w0      ' записать скорректированные
коэфф.дискриминантной функции
```

```
Range("c6") = w1
```



Range("d6") = w2

```
If Curr_item = 4 Then      ' перейти к следующему образцу
  Curr_item = 1
Else
  Curr_item = Curr_item + 1
End If
```

```
Range("h6") = Curr_item  ' записать номер следующего образца для
распознавания
End If
```

End Sub

4 Изучить скорость сходимости вычислений при изменении меры обучения c в пределах $0,01 \dots 1$.

Вопросы к защите

- 1 В чем заключается смысл обучения распознаванию образов?
- 2 Что такое дискриминантная функция?
- 3 В чем заключается проблема линейной разделимости образов?

7 Построение нейронных сетей

Задание

С помощью нейронной сети, состоящей из одного нейрона с одним входом x_1 (рисунок 7), построить процедуру, позволяющую предсказать изменение размера токарного резца l во времени t , связанное с его износом.

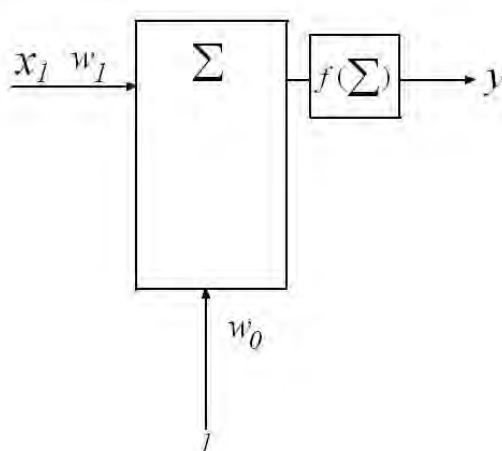


Рисунок 7 – Схема нейрона для моделирования износа резца

Для представленного нейрона принять

$$\Sigma = w_0 + w_1 x_1; \quad y = f(\Sigma) = \Sigma \cdot 1.$$

Предполагается, что размер резца (расстояние от некоторой измерительной базы на передней поверхности резца до его режущей кромки) изменяется прямо пропорционально времени при обработке с постоянными режимами резания (то есть когда путь резания пропорционален времени).

Таким образом, вход нейрона x_1 соответствует времени t ; выходная переменная y – размеру l .

Экспериментальные данные приведены в таблице 5.

Таблица 5 – Данные для обучения

t	0	5	10	15	20	25
$l_{\text{экс}}$	10,5	9,9	9,5	9,1	8,3	7,8

Принять в качестве модели износа зависимость в форме

$$\hat{l} = l_0 + kt, \quad (1)$$

где \hat{l} – текущий размер резца;

l_0 – размер резца в начальный момент времени;

k – интенсивность износа во времени;

t – текущий момент времени.

Порядок выполнения работы

1 Перенести данные на рабочий лист, построить их график, разместить также на нем ячейки для нормы обучения c и коэффициентов l_0 и k .

Примерный вид отчета приведен на рисунке 8.

2 Найти зависимость размера резца от времени, обучив нейронную сеть. При нахождении коэффициентов l_0 и k использовать упрощенные формулы, например,

$$l_{0\ n+1} = l_{0\ n} + c \cdot (l_{\text{экс}} - l_{\text{мод}});$$

$$k_{n+1} = k_n + c \cdot (l_{\text{экс}} - l_{\text{мод}}),$$

где k_{n+1} и k_n – значения коэффициента k после и до корректировки;

c – коэффициент скорости обучения (норма обучения);

$l_{\text{экс}}$ – экспериментальное (требуемое) значение размера, приведенное в таблице 5;

$l_{\text{мод}}$ – модельное (расчетное) значение размера, полученное по формуле (1).

В качестве начальных приближений принять значения коэффициентов, равные нулю. Коэффициент скорости обучения принять равным $0 \dots 1$.



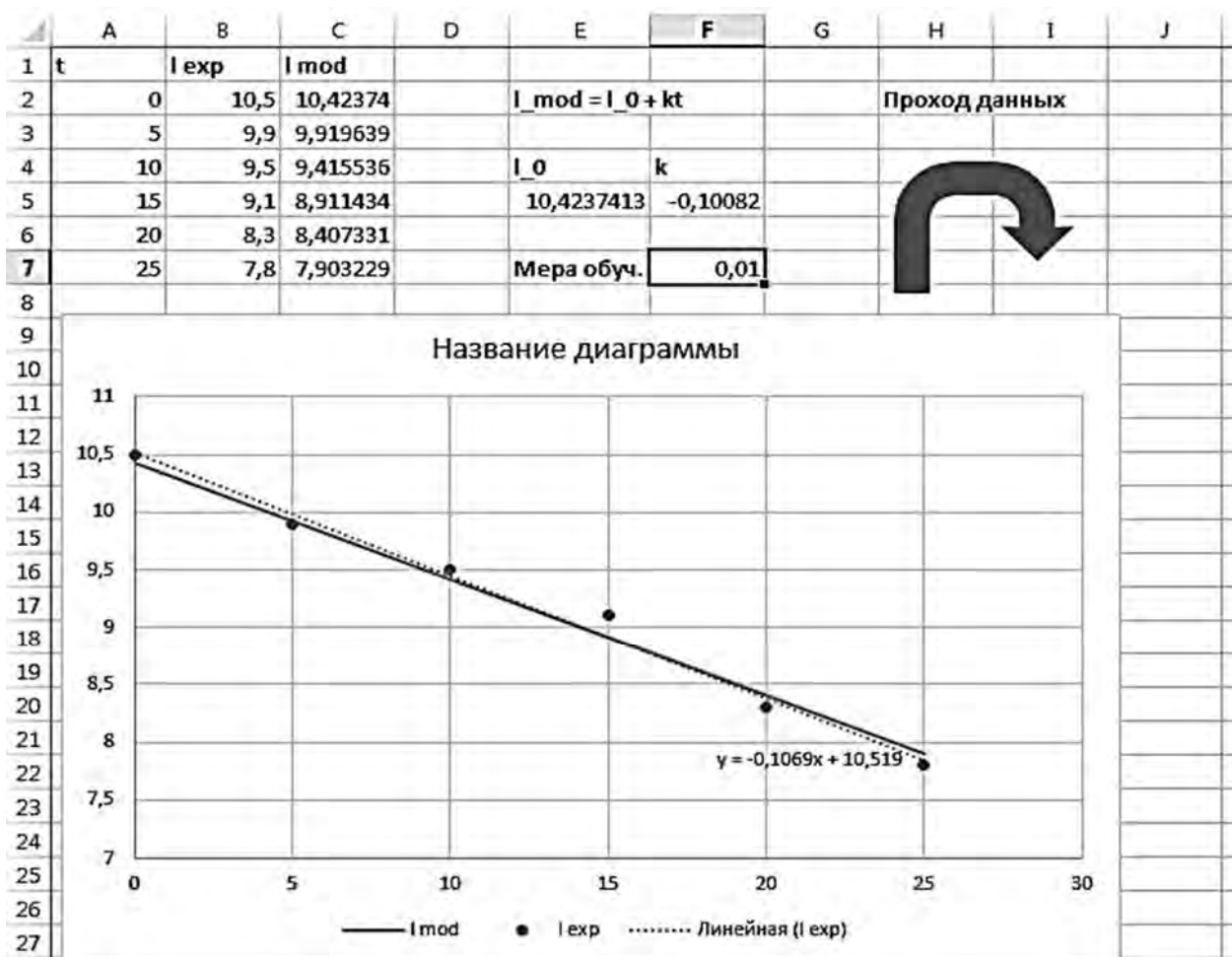


Рисунок 8 – Примерный вид отчета по работе

Обучение вести с помощью VBA-макроса, например:

```
Sub Main()
```

```
    c = Range("f7")      ' норма обучения
```

```
    L0 = Range("e5")     ' начальный размер
```

```
    k = Range("f5")     ' коэффициент интенсивности износа
```

```
    For i = 1 To 6
```

```
        t = Range("a1").Offset(i, 0)      ' экспериментальные данные
```

```
        Iexp = Range("b1").Offset(i, 0)
```

```
        Imod = L0 + k * t                  ' модельное значение
```

```
        L0 = L0 + c * (Iexp - Imod)       ' корректировка k-та L0
```

```
    Next i
```

```
    Range("e5") = L0
```

```
    Range("f5") = k
```

```
    For i = 1 To 6      ' обновить таблицу с модельными данными
```

```
        t = Range("a1").Offset(i, 0)
```

```

lmod = L0 + k * t
Range("c1").Offset(i, 0) = ymod
Next i

For i = 1 To 6
  t = Range("a1").Offset(i, 0)
  lexp = Range("b1").Offset(i, 0)
  ymod = L0 + k * t
  k = k + c * (lexp - lmod)      ' корректировка k-та k
Next i

Range("e5") = L0
Range("f5") = k

For i = 1 To 6      ' обновить таблицу с модельными данными
  t = Range("a1").Offset(i, 0)
  lmod = L0 + k * t
  Range("c1").Offset(i, 0) = lmod
Next i

End Sub

```

3 Сравнить результаты, полученные в п. 2, с решением, полученным методом наименьших квадратов (используя опцию *Добавить линию тренда* для графика).

4 Исследовать влияние нормы обучения c на скорость сходимости и точность результата.

5 Предложить условия останова обучения.

Вопросы к защите

- 1 Какова структура искусственного нейрона?
- 2 Какую структуру имеют сети архитектуры *MLP*?
- 3 В чем сущность обучения нейронных сетей?

8 Методы обучения сетей

Задание

Используя пакет *Statistica Neural Networks (SNN)*, построить для распознавания данных сеть архитектуры *MLP* и обучить ее различными методами.

Порядок выполнения работы

1 Запустить программу *SNN* и загрузить файл с тестовыми данными *Irisdat.sta* («Ирисы Фишера») из папки *STATISTICA 10\Examples\Datasets*.



Данная классическая тестовая задача заключается в построении системы распознавания трех линейно неразделимых классов (трех видов ирисов) – *I.Setosa*, *I.Virginic*, *I.Versicolor* – по четырем признакам – длина чашелистика (переменная *Sepallen*), ширина чашелистика (переменная *Sepalwid*), длина лепестка (переменная *Petalen*), ширина лепестка (переменная *Petalwid*). Также в данных присутствуют экземпляры, являющиеся выбросами, т. е. выбивающиеся из общей картины данных. Задача используется как тестовая для систем распознавания сложных данных.

2 Выбрать пакет *Neural Networks* на закладке *Data Mining*.

Выбрать тип задачи – *Classification* на панели *New Analysis* (рисунок 9).

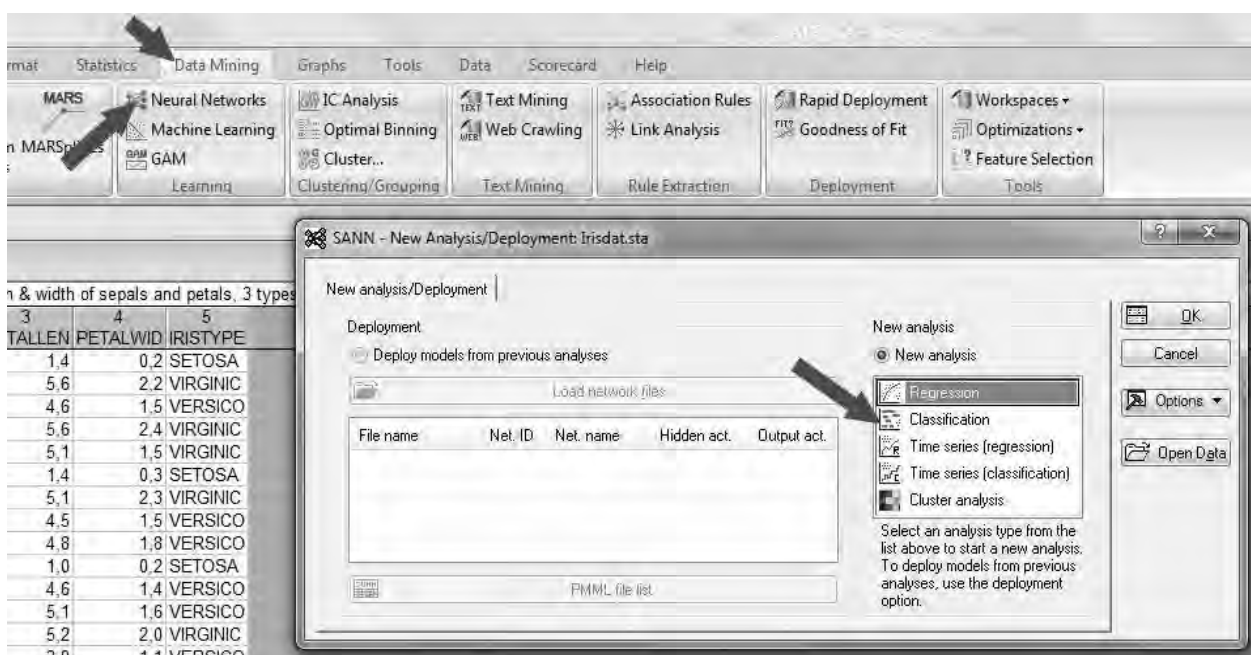


Рисунок 9 – Запуск пакета *SNN* и выбор типа задачи

Выбрать на закладке *Quick* определение типа переменных (*Variables*) (рисунок 10).

Назначить переменным тип:

IRISTYPE – *Categorical target* (качественная выходная переменная);

SEPALLEN, *SEPALWID*, *PETALLEN*, *PETALWID* – *Continuous inputs* (непрерывная числовая входная переменная) (рисунок 11).

На закладке *Quick* (Быстрый конструктор сетей) определить тип сети – *MLP* (*Multy-Layer Perceptron*, многослойный персептрон); число скрытых слоев сетей (*Min & Max hidden units*) в сетях; число сетей, автоматически генерируемых для обучения (*Networks to train*); количество отбираемых, наилучших сетей (*Networks to retain*); тип функции для контроля за ошибкой обучения – сумма квадратов невязок (*Sum of Squares*) (рисунок 12).

На закладке *MLP Activation Function* выбрать тип функции активации нейронов. Наиболее часто с этой целью применяется сигмоидальная (логистическая) функция. Также могут быть выбраны функции *Identity* (без сжатия

исходных данных), *Tanh* (гиперболический тангенс), *Exponential* (экспоненциальная) (рисунок 13).

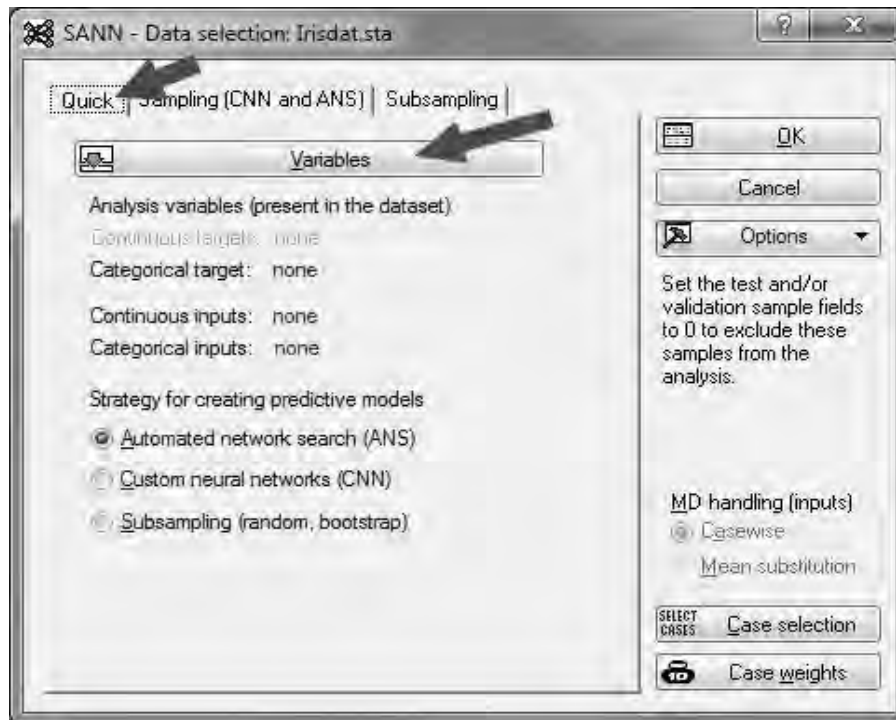


Рисунок 10 – Определение типа переменных

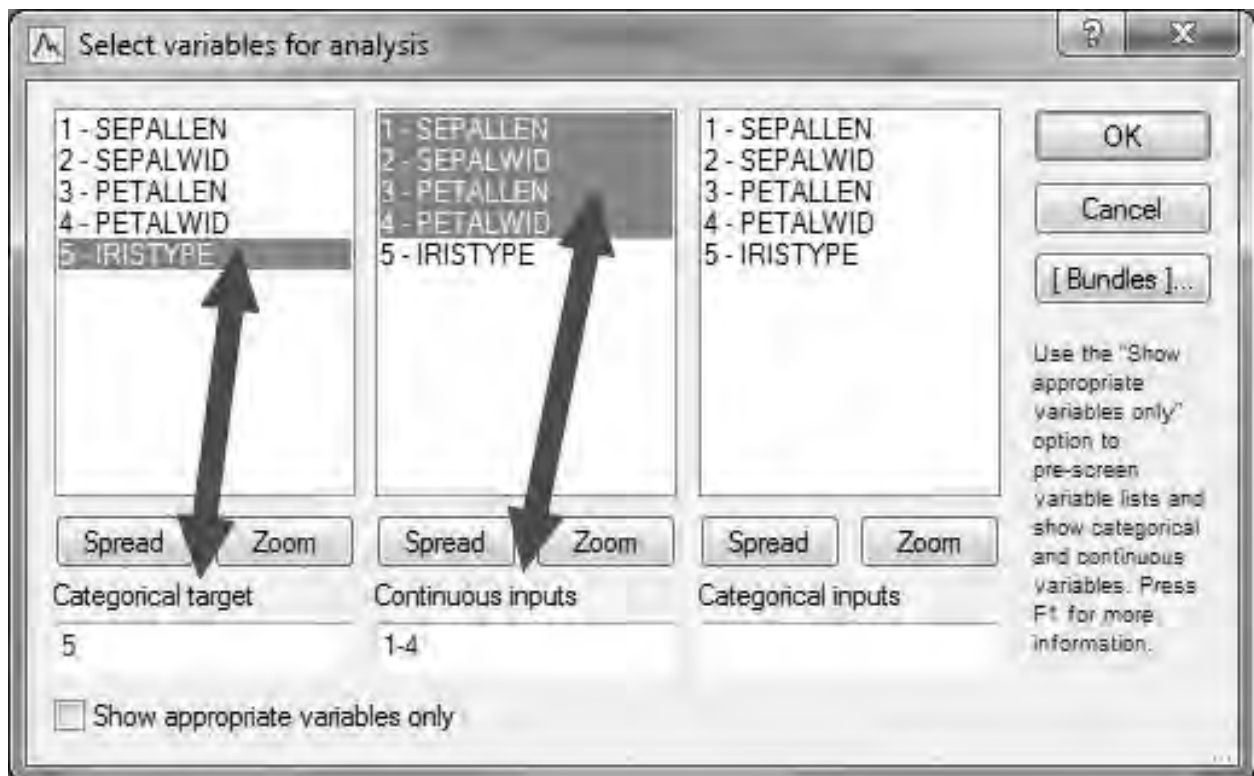


Рисунок 11 – Назначение типов переменных

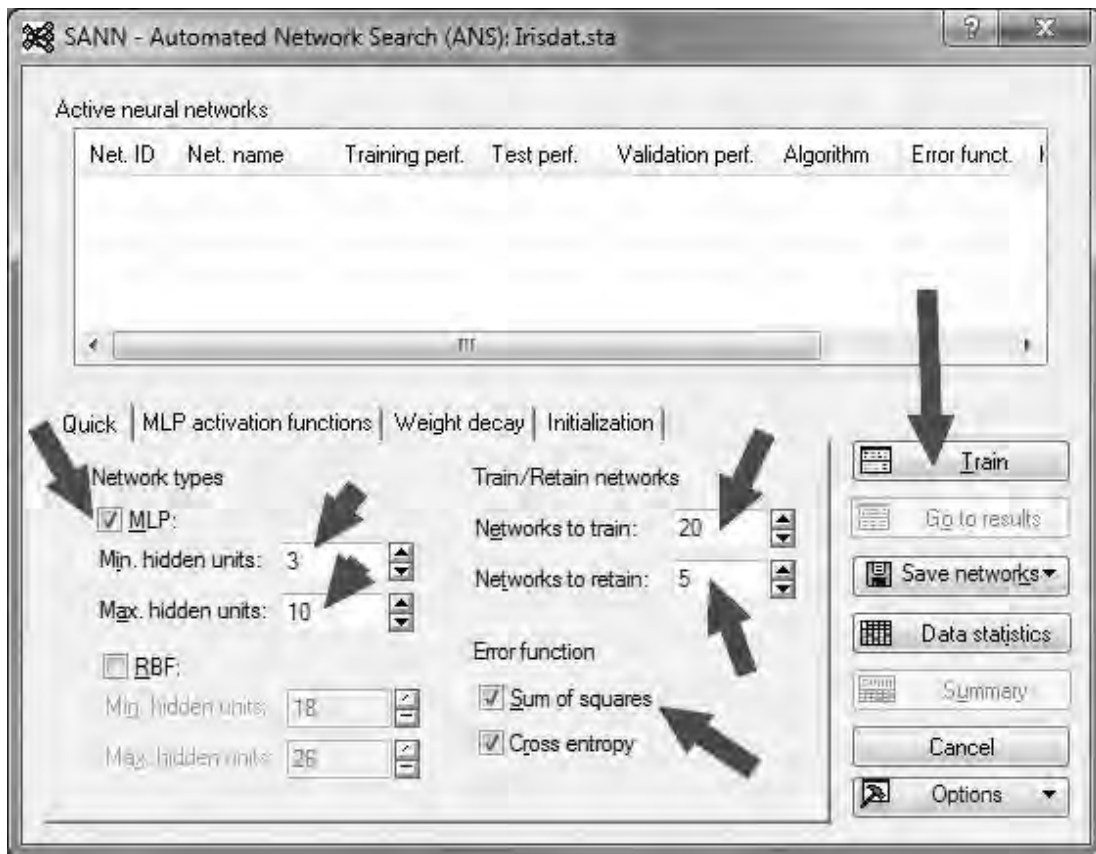


Рисунок 12 – Выбор типа и структуры сети

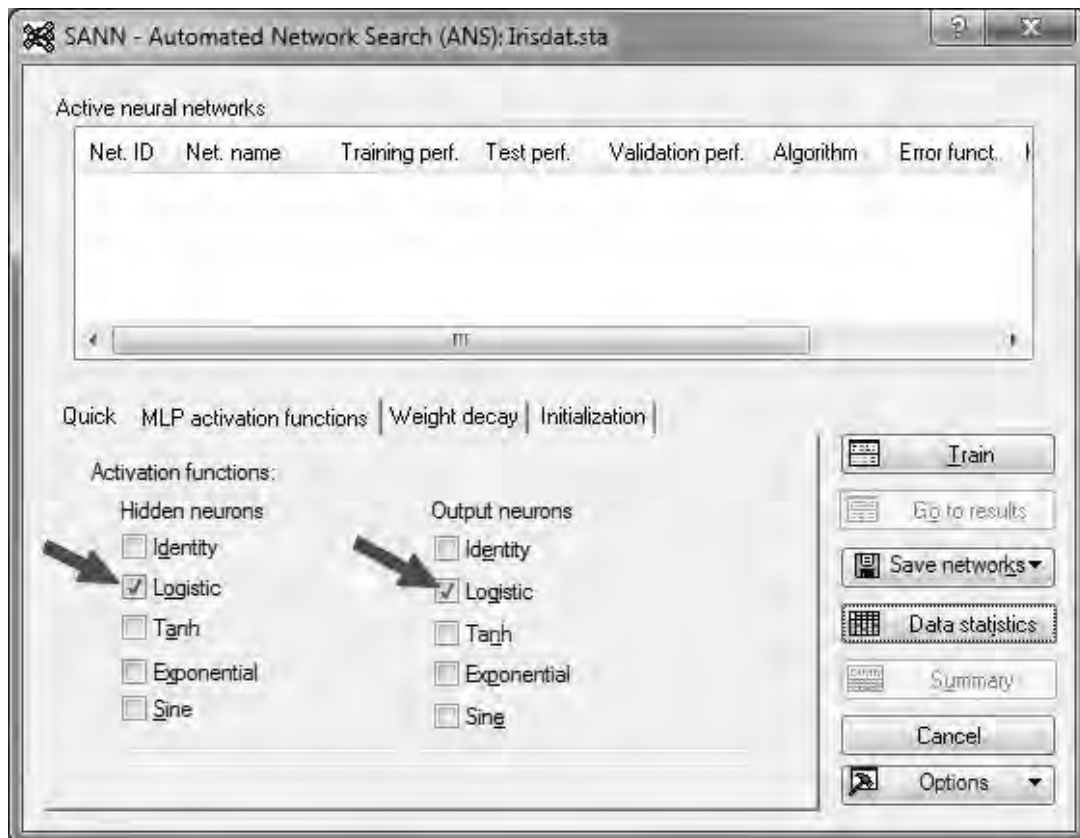


Рисунок 13 – Выбор функции активации нейронов

Выбрать на закладке *Weight Decay* (затухание весов) норму обучения, характеризующую скорость изменения весов в скрытых и выходном слое сети (рисунок 14).

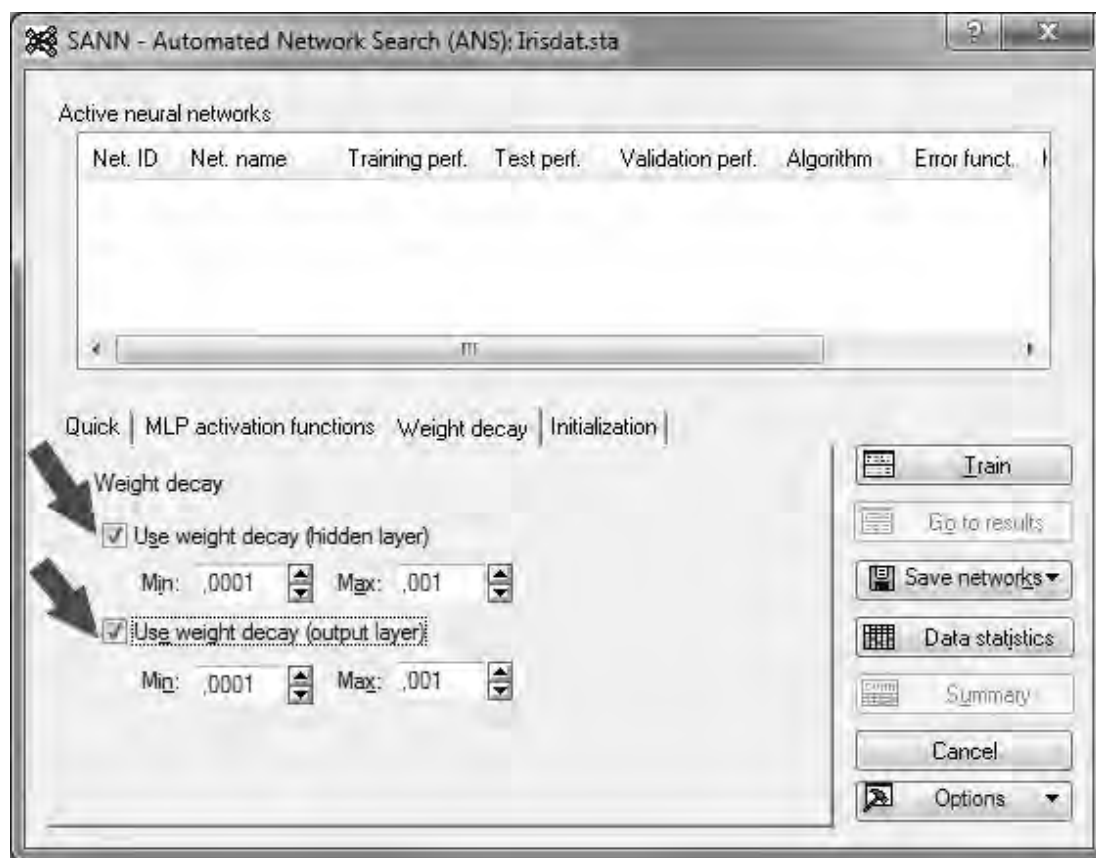


Рисунок 14 – Выбор нормы обучения для весов нейронов

Запустить процедуру генерации сетей и их обучения, нажав на кнопку *Train*.

Результаты обучения выводятся в окне *Results* (рисунок 15). Наилучший результат распознавания указан для каждой сети в поле *Training perf.* В этом же окне можно построить двух- (X and Y) или трехмерный (X , Y and Z) график входных и выходных переменных сети. Графики строятся совмещенными со значениями выходного сигнала сети, могут вращаться, что делает представление информации весьма наглядным и удобным для анализа (рисунок 16).

Кроме того, в режиме конструктора сетей возможно также построение в реальном масштабе времени графиков ошибок обучения и ошибок распознавания (запуск кнопкой *Training Error* на рисунке 15) в режиме кросс-проверки (рисунок 18). При этом строятся как график ошибки обучения (*Train error*), так и ошибки проверки обучения на тестовом множестве (*Test error*).

Дополнительно отобранные сети могут быть модифицированы с помощью клиентского конструктора нейронных сетей (закладка *Build models with CNN*) и в автоматическом режиме (закладка *Build models with ANN*). При использовании автоматического режима при обучении доступен алгоритм обратного распространения ошибки; при клиентском режиме можно выбрать методы обучения второго порядка в закладке *MLP* (рисунок 17).

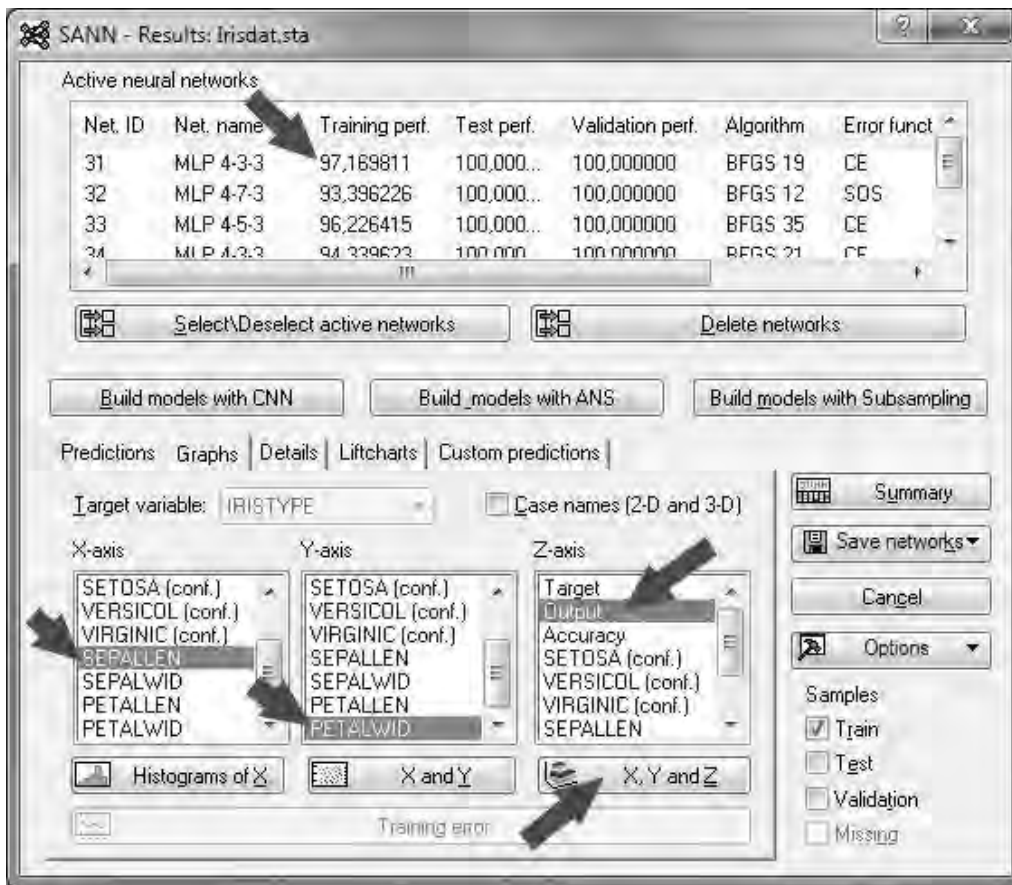


Рисунок 15 – Результаты обучения сети

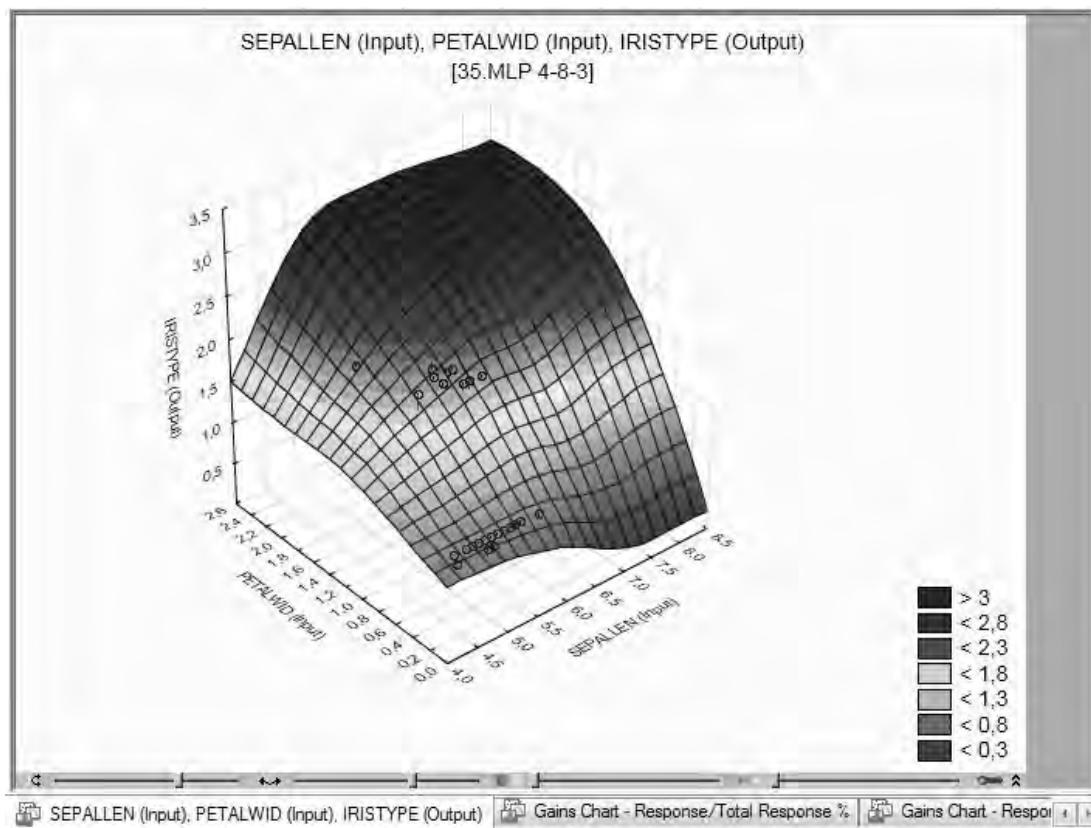


Рисунок 16 – 3D-графики выходных переменных

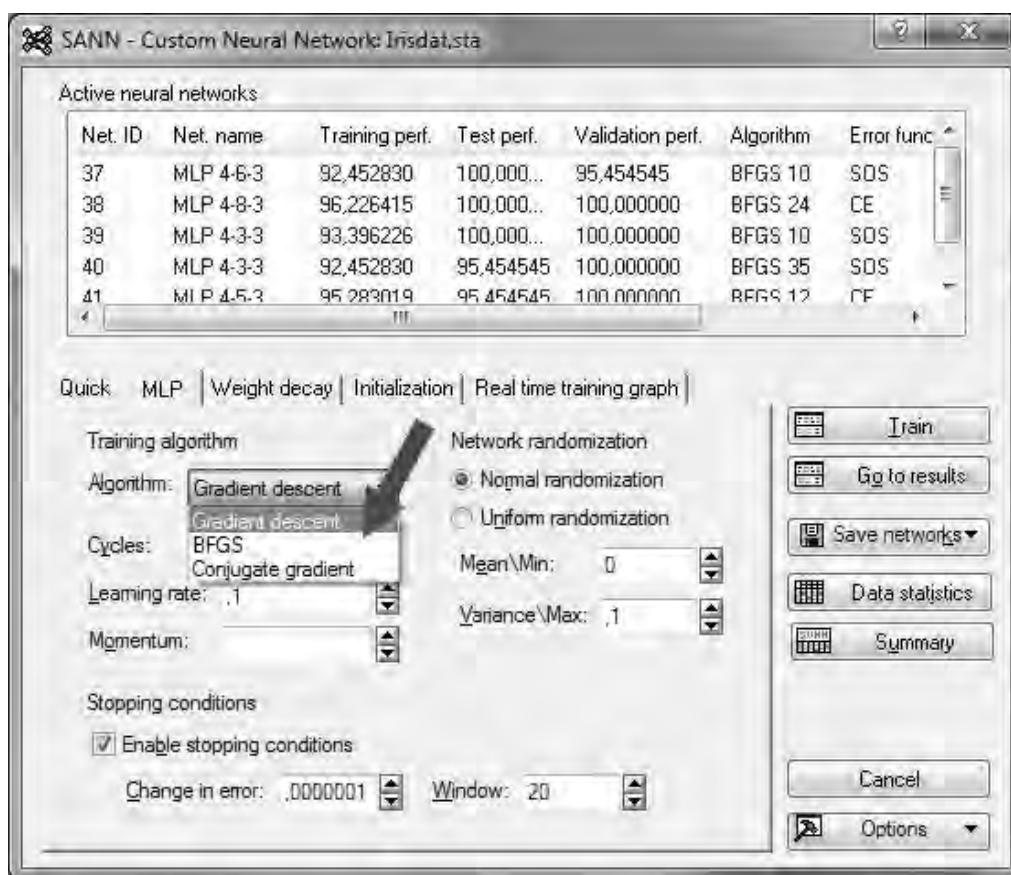


Рисунок 17 – Выбор метода обучения в режиме конструктора

Методы обучения представлены тремя вариантами: *Gradient descent* (метод градиентного спуска); *BFGS* (метод *Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno*, или квази-ньютонский метод); *Conjugate gradient* (метод сопряженных градиентов).

В этом же окне могут быть выбрано условие останова обучения (*Stopping condition*) – по величине минимального изменения ошибки обучения (*Change in error*) в течение нескольких последних циклов (задается параметром *Window*).

На закладке *Real time training graph* может быть выбрано построение соответствующих графиков в режиме кросс-проверки (см. рисунок 18).

Пример таких графиков для обучения методом обратного распространения ошибки приведен на рисунке 19.

Обученная сеть может быть сохранена для дальнейшей работы с данными (для распознавания образов) – *Save networks* (рисунок 20).

На закладке *Custom prediction* (см. рисунок 20) можно также использовать обученные сети для решения новых задач. Входные переменные вводятся при этом в соответствующие поля таблицы *Custom inputs*.

3 Провести исследования скорости и точности обучения методом обратного распространения ошибки (*Back Propagation*), а также влияния на точность распознавания числа слоев и количества нейронов. Использовать для каждого параметра несколько нейронных сетей, проанализировать различия в результатах обучения на отдельных сетях.

Провести оценку результативности обучения путем анализа графиков кросс-проверки.

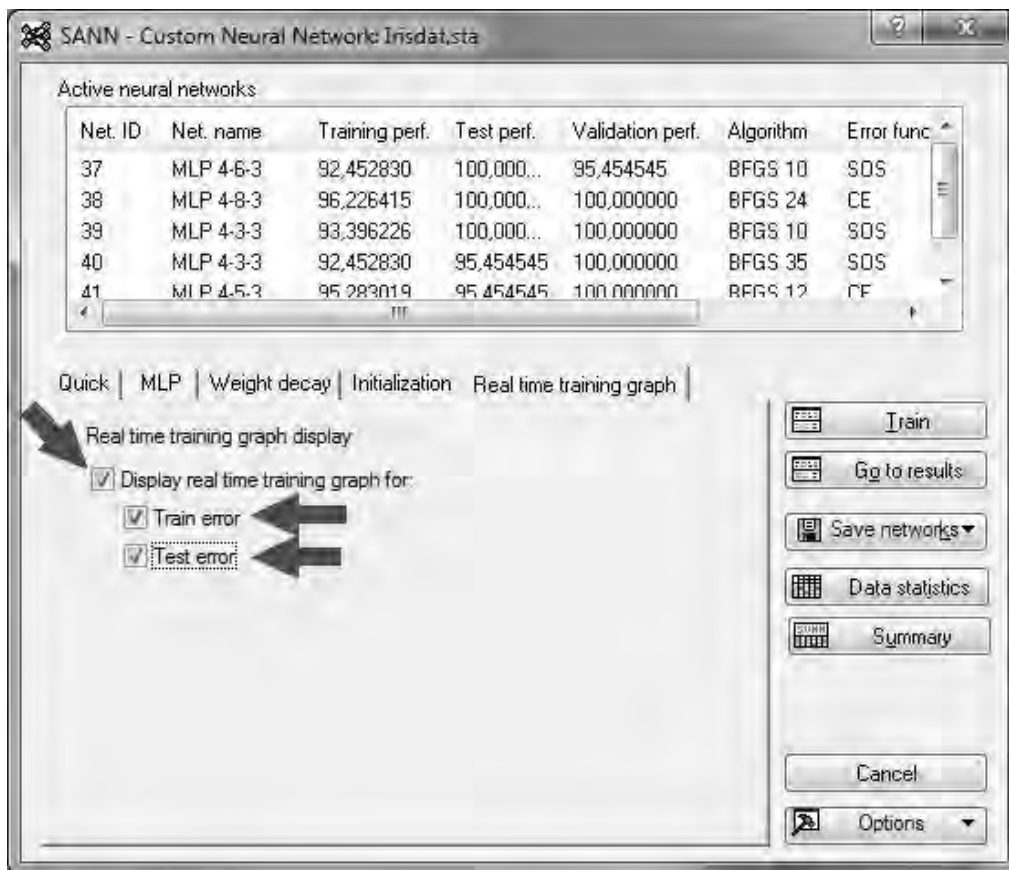


Рисунок 18 – Построение графиков ошибок обучения и кросс-проверки

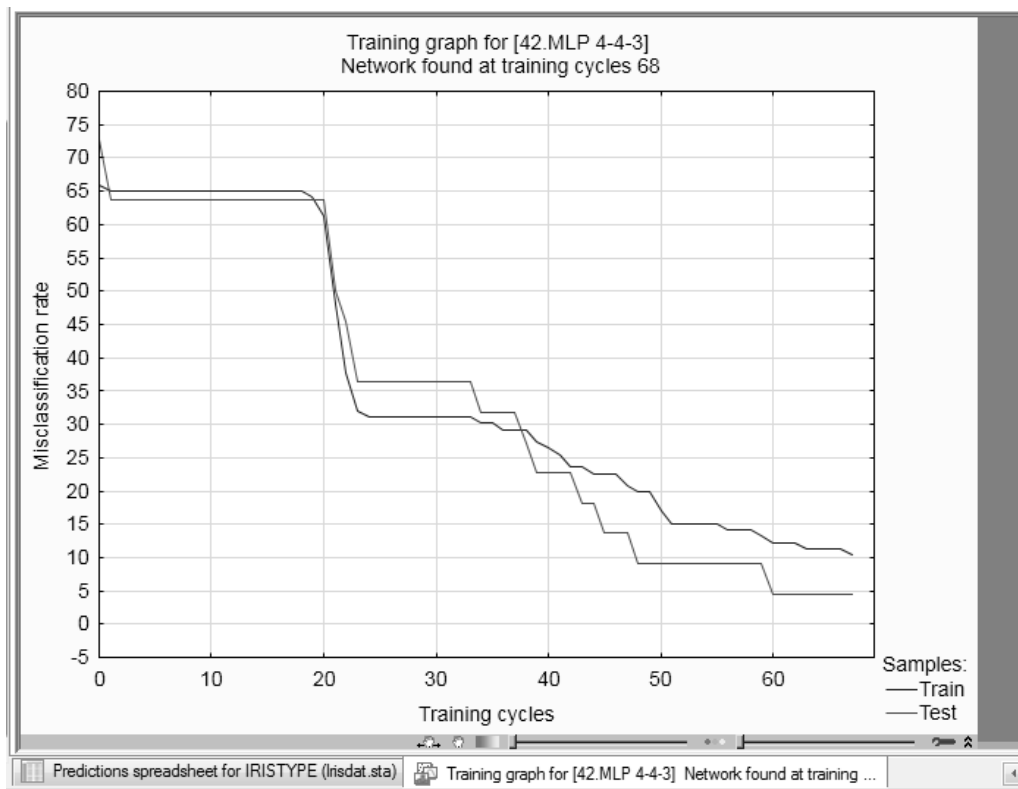


Рисунок 19 – График кросс-проверки при обучении сети

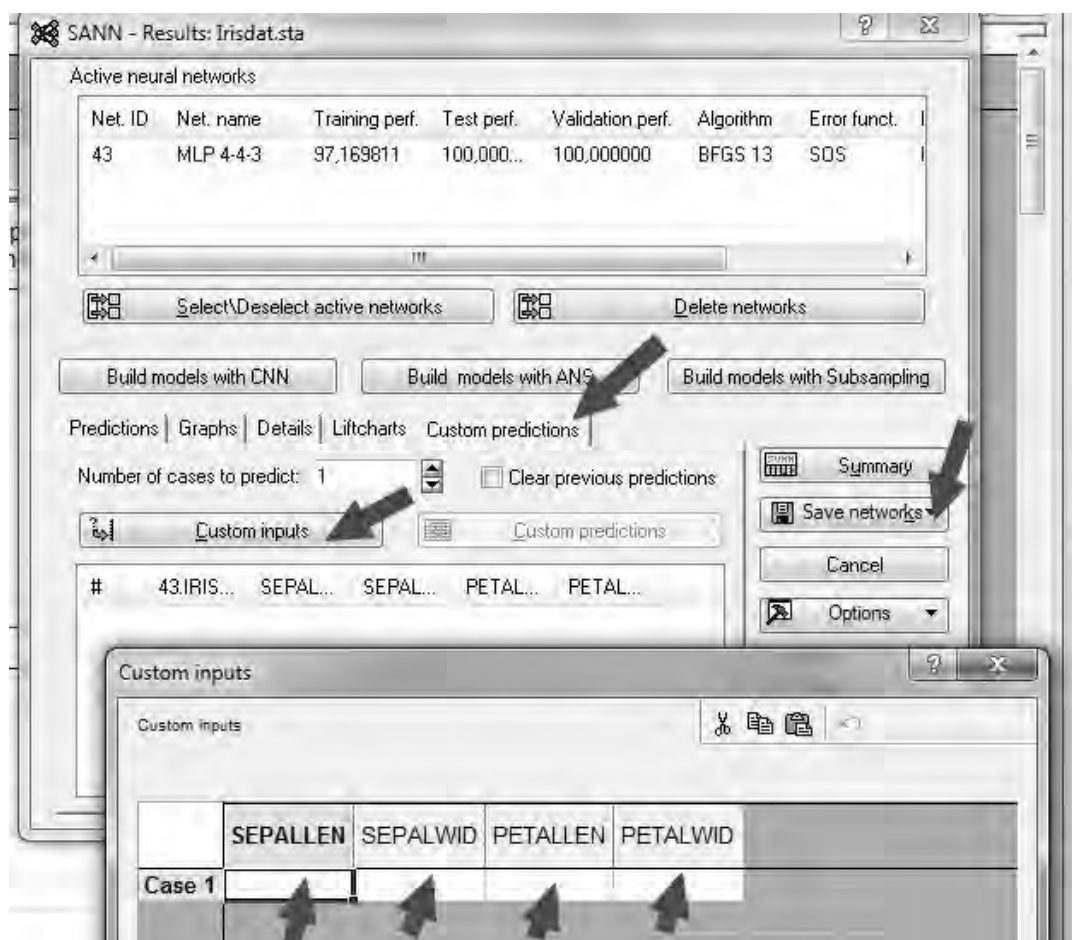


Рисунок 20 – Работа с обученной сетью

4 Провести обучение методами градиентного спуска, сопряженных градиентов и квазиньютоновским методом, сравнить их эффективность.

Вопросы к защите

1 Какие методы первого порядка применяются на практике; каковы их достоинства и недостатки?

2 Какие методы второго порядка применяются на практике; каковы их достоинства и недостатки?

3 Какие условия остановки обучения применяются на практике?

Список литературы

1 **Масленникова, О. Е.** Основы искусственного интеллекта : учебное пособие / О. Е. Масленникова, И. В. Гаврилова. – 2-е изд., стер. – Москва : ФЛИНТА, 2013. – 282 с.

2 **Осипов, Г. В.** Методы искусственного интеллекта / Г. В. Осипов. – Москва : Физматлит, 2011. – 296 с.

3 **Рутковская, Д.** Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы / Д. Рутковская, М. Пилиньский, Л. Рутковский. – Москва : Горячая линия – Телеком, 2007. – 452 с.

4 **Ярушкина, Н. Г.** Основы теории нечетких и гибридных систем : учебное пособие / Н. Г. Ярушкина. – Москва : Финансы и статистика, 2004. – 320 с.

5 Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks : пер. с англ. – Москва : Горячая линия – Телеком, 2000. – 182 с.

6 **Биргер, И. А.** Техническая диагностика / И. А. Биргер. – Москва : Машиностроение, 1978. – 240 с.

