

Титульный экран

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ «МЭИ»

Н.Н. ФАДЕЕВ

СОЗДАНИЕ, ОБУЧЕНИЕ И ТЕСТИРОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕЙ

Практическое электронное издание

Методические рекомендации по дисциплине «Интеллектуальные
системы» для студентов, обучающихся по направлению
«Информатика и вычислительная техника»

© Национальный исследовательский университет «МЭИ»,

2022

Дополнительный титульный экран

УДК 621.398

ББК 32.9

Ф 152

Практическое электронное издание

Подготовлено на кафедре вычислительных машин, систем и сетей

Рецензент: канд. техн. наук С.В. Вишняков

Фадеев, Н.Н.

Ф 152 Создание, обучение и тестирование нейросетей [Электронный ресурс]: методические рекомендации / Н.Н. Фадеев. – М. : Издательство МЭИ, 2022. 1 электрон. опт. диск (CD–ROM).

Методические рекомендации предназначены для проведения лабораторной работы по дисциплине «Интеллектуальные системы» и содержит эталонный пример выполнения лабораторной работы № 5 «Создание, обучение и тестирование нейросетей» с необходимыми методическими материалами и таблицей индивидуальных заданий на выполнения этой работы для реализации контрольного мероприятия № 5 по указанной дисциплине. Для студентов направления 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника» по образовательной программе «Вычислительные машины, комплексы, системы и сети».

Методические рекомендации созданы в качестве принципиального обновления системы сертификации знаний (СКС) с применением нейросетевой технологии оценивания результатов выполнения студентами лабораторной работы № 5.

Минимальные системные требования: операционная система Windows 10 (32/64 bit), браузер Microsoft Edge, программы с открытым кодом: Trio Office, Coolle Office Suite for Windows 10, или аналог для чтения, записи и модификации файлов формата ODF.

© Национальный исследовательский университет «МЭИ», 2022

СОДЕРЖАНИЕ

Введение

1. Выборки исходных данных

1.1. Обучающие выборки при однозначном управлении

1.2. Обучающие выборки при неоднозначном управлении

2. Создание и обучение нейросети

2.1. Многослойный перцептрон

2.2. План обучения нейросети

2.3. Процедуры создания, обучения и тестирования нейросети

3. Тестирование нейросети

3.1. Тестирование при однозначном управлении

3.2. Тестирование при неоднозначном управлении

3.3. Обобщение результатов тестирования

4. Задание к лабораторной работе № 5

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

СПИСОК РЕКОМЕНДУЕМОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

ПРИЛОЖЕНИЕ

Введение

Национальная программа «Цифровая экономика Российской Федерации» предусматривает создание цифровых двойников проектов, оборудования, процессов и технологий, что потребует обучения студентов УГСН 09.00.00 методам и средствам обработки цифровых двойников.

Нейросети и нейротехнологии являются рентабельными примерами цифровой индустрии, содержащей методологию и средства решения практических задач в различных предметных областях. Поэтому в сфере образования актуально внедрение в учебный процесс дисциплин по изучению нейросетей и нейротехнологий.

Дисциплина «Интеллектуальные системы» предназначена для студентов, обучающихся по направлению «Информатика и вычислительная техника» 09.04.01.

Цель освоения дисциплины – приобретение студентами знания интеллектуальных технологий и формирование умения разработки и эксплуатации баз знаний в рамках моделей: нечеткая и нейросетевая.

Нейросетевая модель реализована в лабораторной работе № 5 «Создание, обучение и тестирование нейросетей» с необходимыми методическими материалами и вариантами задания на выполнение этой работы и представление ее результатов в виде контрольного мероприятия № 5 по указанной дисциплине.

1. Выборки исходных данных

Рассмотрим простейший процесс управления. В ходе управления некоторым объектом, он перемещается в параметрическом пространстве по стационарной траектории с нестационарными отклонениями (возмущениями). Перемещение объекта в заданных границах отсчета времени назовем реализацией процесса. Управление процессом заключается в том, чтобы при заданных входных параметрах в условиях нестационарных возмущений модуль отклонения объекта от его стационарной траектории не превышал заданную величину при любых реализациях процесса.

Например, рассмотрим объект в пространстве $(y/\Delta y, \phi/\Delta\phi, t/\Delta t)$. Здесь: y – возмущение (случайное отклонение объекта от стационарной траектории) с квантом Δy , ϕ – воздействие (управляющее воздействие, которое возвращает объект на стационарную траекторию) с квантом $\Delta\phi$, t – время с квантом Δt . Будем называть $t/\Delta t$ тактом управления.

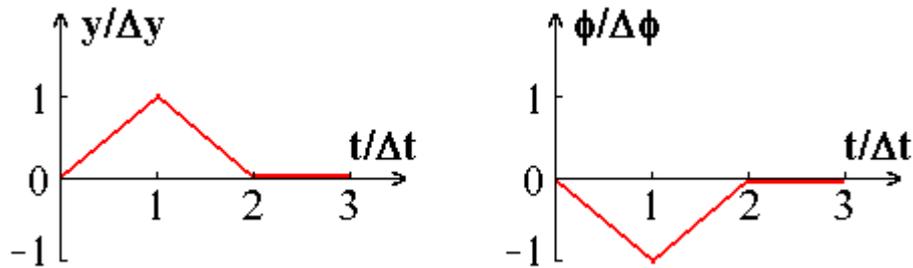


Рис. 1. Простейший процесс управления

На рисунке 1 стационарная траектория объекта – горизонтальная ось графиков, реализация – линия, отмеченная красным цветом. На такте $t/\Delta t = 1$ объект получает отклонение $y/\Delta y = 1$. Для возврата на стационарную траекторию требуется воздействие $\phi/\Delta\phi = -1$. В результате такого воздействия объект на такте $t/\Delta t = 2$ возвращается на стационарную траекторию и в отсутствие возмущения перемещается по ней до такта $t/\Delta t = 3$.

В лабораторной работе № 3 использованы множества: наблюдений $D = \{ d_1, d_2, d_3 \}$ и состояний $C = \{ c_1, c_2, c_3 \}$.

На рисунке 2 – процесс в пространстве $(D, C, t/\Delta t)$.

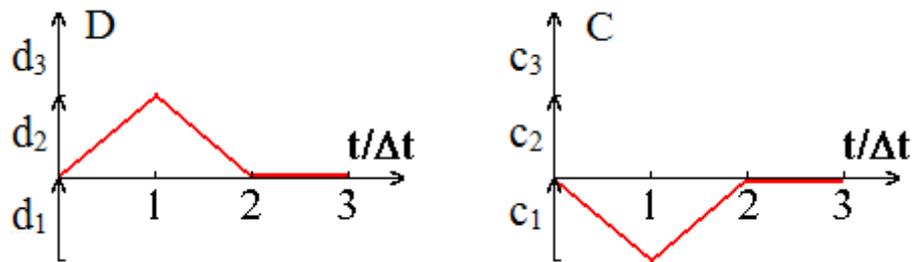


Рис. 2. Простейший процесс управления в пространстве $(D, C, t/\Delta t)$

На рисунке 2 стационарная траектория объекта – горизонтальная ось графиков, реализация – линия, отмеченная красным цветом. На такте $t/\Delta t = 1$ объект получает отклонение d_3 с численным значением μ_{13} . Для возврата на стационарную траекторию требуется воздействие c_1 с численным значением η_{11} .

В результате такого воздействия объект на такте $t/\Delta t = 2$ возвращается на стационарную траекторию и в отсутствие возмущения перемещается по ней до такта $t/\Delta t = 3$.

В лабораторной работе № 3: $\{ \mu_{13}, \eta_{11} \}$ – функции принадлежности элементов $\{ d_3, c_1 \}$ множествам $\{ D, C \}$ соответственно со значениями на отрезке $[0, 1]$, причем мощность (число элементов) каждого множества равно 3.

В лабораторной работе № 5: $\{ d_1, d_2, d_3 \}$ – набор входных параметров т. е. входы нейросети со значениями на отрезке $[0, 1]$, $\{ c_1, c_2, c_3 \}$ – набор выходных параметров, т.е. выходы нейросети со значениями на отрезке $[0, 1]$.

Таким образом, в лабораторных работах № 3 и № 5 исследуется поведение одного и того же процесса с одинаковым числом входов и выходов, численные значения которых определены на одинаковых отрезках.

Цели лабораторной работы № 5:

- создание, обучение и тестирование однородных нейросетей с различными числами нейронов;
- получение сходимости общей ошибки нейросети к 10%;
- установление идентичности управления простейшим процессом в рамках моделей представления знаний: нечеткая и нейросетевая.

1.1. Обучающие выборки при однозначном управлении

В реализациях любой процесс может иметь два типа управления: однозначное и неоднозначное. При однозначном управлении в ответ на возмущение вырабатывается один вариант управляющего воздействия, т. е. объект может быть перемещен однозначно. При неоднозначном управлении в ответ на возмущение вырабатывается несколько вариантов управляющих воздействий, т. е. объект может быть перемещен неоднозначно.

В технологиях искусственного интеллекта последний случай является тупиком, так как для выбора варианта перемещения объекта приходится применять методы: { эвристические, стохастические }, а это требует затрат времени и других ресурсов.

В целях исключения этого тупика в ходе разработки интеллектуальных систем управления используют, в частности, нейросети [1, 2, 3, 4, 5].

Обучение и тестирование нейросетей позволяет избавиться от неоднозначности на этапе проектирования системы управления, и далее, на этапе эксплуатации, имеются возможности использовать важное свойство нейросетей – самообучение.

Процесс из рис. 1 может быть показан на диаграммах в координатах $(y/\Delta y, \phi/\Delta\phi)$ с тактами в точках квантования координат: $(0, 0)$; $(1, -1)$ и переходами между двумя тактами: такт 1 \rightarrow такт 2; такт 2 \rightarrow такт 3, т. е. однозначное управление: между каждыми двумя тактами переход существует и он единственный.

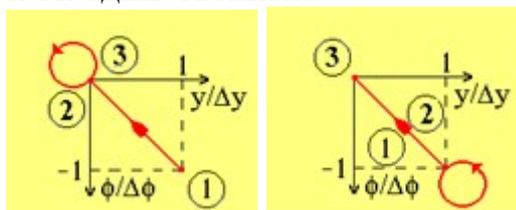


Рис. 3. Однозначное управление:

①, ②, ③ – номера тактов, \rightarrow и \circlearrowright – переходы между тактами

Для обучения нейросети вначале требуется получить выборки исходных данных из СКС с некоторыми ограничениями на диапазоны параметров в пространстве $(\mu_{\max}, \mu_{\min}, \mu_0)$.

Например, зафиксируем два параметра: $\mu_0=0.5$, $\mu_{\min}=0$ и варьируем параметр μ_{\max} так, чтобы обеспечить однозначное управление: $[0.99, 0.77]$, $[0.74, 0.51]$. Точки 1.0, 0.5 и отрезок $[0.75, 0.76]$ являются областями неоднозначности.

Указанные результаты получены в лабораторной работе № 4 с помощью программы С3 (визуализация неоднозначности) в окне «Эксплуатация». С помощью программы С2 (окно «Обучение») получим числа для заполнения табл. 1, табл. 2 и табл. 3.

Таким образом, выборки исходных данных из СКС для однозначного управления приведены в { табл. 1, табл. 2, табл. 3 } для тактов { 1, 2, 3 } соответственно, причем { d_1, d_2, d_3 } – набор входных параметров (входы нейросети), { c_1, c_2, c_3 } – набор выходных параметров (выходы нейросети).

Таблица 1

Выборки исходных данных для такта $t/\Delta t = 1$ при $\mu_0=0.5$, $\mu_{\min}=0$

№ выборки	μ_{\max}	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1
1	0.99–0.83	0.83	0.33	0.33	0.33	0.33	0.83
2	0.82	0.82	0.33	0.33	0.33	0.33	0.82
3	0.81	0.81	0.33	0.33	0.33	0.33	0.81
4	0.81	0.81	0.33	0.33	0.33	0.33	0.81
5	0.80	0.80	0.33	0.33	0.33	0.33	0.80
6	0.79	0.79	0.33	0.33	0.33	0.33	0.79
7	0.78	0.78	0.33	0.33	0.33	0.33	0.78
8	0.77	0.77	0.33	0.33	0.33	0.33	0.77
9	0.74	0.74	0.33	0.33	0.33	0.33	0.74
10	0.73	0.73	0.33	0.33	0.33	0.33	0.73
11	0.72	0.72	0.33	0.33	0.33	0.33	0.72
12	0.71	0.71	0.33	0.33	0.33	0.33	0.71
13	0.70	0.70	0.33	0.33	0.33	0.33	0.70
14	0.69	0.69	0.33	0.33	0.33	0.33	0.69
15	0.68	0.68	0.33	0.33	0.33	0.33	0.68
16	0.67	0.67	0.33	0.33	0.33	0.33	0.67
17	0.66	0.66	0.33	0.33	0.33	0.33	0.66
18	0.65	0.65	0.33	0.33	0.33	0.33	0.65
19	0.64	0.64	0.33	0.33	0.33	0.33	0.64
20	0.63	0.63	0.33	0.33	0.33	0.33	0.63
21	0.62	0.62	0.33	0.33	0.33	0.33	0.62
22	0.61	0.61	0.33	0.33	0.33	0.33	0.61
23	0.60	0.60	0.33	0.33	0.33	0.33	0.60
24	0.59	0.59	0.33	0.33	0.33	0.33	0.59
25	0.58	0.58	0.33	0.33	0.33	0.33	0.58

26	0.57	0.57	0.33	0.33	0.33	0.33	0.57
27	0.56	0.56	0.33	0.33	0.33	0.33	0.56
28	0.55	0.55	0.33	0.33	0.33	0.33	0.55
29	0.54	0.54	0.33	0.33	0.33	0.33	0.54
30	0.53	0.53	0.33	0.33	0.33	0.33	0.53
31	0.52	0.52	0.33	0.33	0.33	0.33	0.52
32	0.51	0.51	0.33	0.33	0.33	0.33	0.51

Таблица 2

Выборки исходных данных для такта $t/\Delta t = 2$ при $\mu_0=0.5$, $\mu_{\min}=0$

№ выборки	μ_{\max}	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1
1	0.99–0.84	0.67	0.67	0.17	0.17	0.67	0.67
2	0.83	0.66	0.67	0.17	0.17	0.67	0.66
3	0.82	0.65	0.67	0.17	0.17	0.67	0.65
4	0.81	0.64	0.67	0.17	0.17	0.67	0.64
5	0.80	0.63	0.67	0.17	0.17	0.67	0.63
6	0.79	0.62	0.67	0.17	0.17	0.67	0.62
7	0.78	0.61	0.67	0.17	0.17	0.67	0.61
8	0.77	0.60	0.67	0.17	0.17	0.67	0.60
9	0.74	0.57	0.67	0.17	0.17	0.67	0.57
10	0.73	0.56	0.67	0.17	0.17	0.67	0.56
11	0.72	0.55	0.67	0.17	0.17	0.67	0.55
12	0.71	0.54	0.67	0.17	0.17	0.67	0.54
13	0.70	0.53	0.67	0.17	0.17	0.67	0.53
14	0.69	0.52	0.67	0.17	0.17	0.67	0.52
15	0.68	0.51	0.67	0.17	0.17	0.67	0.51
16	0.67	0.50	0.67	0.17	0.17	0.67	0.50
17	0.66	0.49	0.66	0.17	0.17	0.66	0.49
18	0.65	0.48	0.65	0.17	0.17	0.65	0.48
19	0.64	0.47	0.64	0.17	0.17	0.64	0.47
20	0.63	0.46	0.63	0.17	0.17	0.63	0.46
21	0.62	0.45	0.62	0.17	0.17	0.62	0.45
22	0.61	0.44	0.61	0.17	0.17	0.61	0.44
23	0.60	0.43	0.60	0.17	0.17	0.60	0.43
24	0.59	0.42	0.59	0.17	0.17	0.59	0.42
25	0.58	0.41	0.58	0.17	0.17	0.58	0.41
26	0.57	0.40	0.57	0.17	0.17	0.57	0.40
27	0.56	0.39	0.56	0.17	0.17	0.56	0.39
28	0.55	0.38	0.55	0.17	0.17	0.55	0.38
29	0.54	0.37	0.54	0.17	0.17	0.54	0.37

30	0.53	0.36	0.53	0.17	0.17	0.53	0.36
31	0.52	0.35	0.52	0.17	0.17	0.52	0.35
32	0.51	0.34	0.51	0.17	0.17	0.51	0.34

Таблица 3

Выборки исходных данных для такта $t/\Delta t = 3$ при $\mu_0=0.5$, $\mu_{\min}=0$

№ выборки	μ_{\max}	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1
1	0.99	0.50	0.99	0.00	0.00	0.99	0.50
2	0.98	0.50	0.98	0.00	0.00	0.98	0.50
3	0.97	0.50	0.97	0.00	0.00	0.97	0.50
4	0.96	0.50	0.96	0.00	0.00	0.96	0.50
5	0.95	0.50	0.95	0.00	0.00	0.95	0.50
6	0.94	0.50	0.94	0.00	0.00	0.94	0.50
7	0.93	0.50	0.93	0.00	0.00	0.93	0.50
8	0.92	0.50	0.92	0.00	0.00	0.92	0.50
9	0.91	0.50	0.91	0.00	0.00	0.91	0.50
10	0.90	0.50	0.90	0.00	0.00	0.90	0.50
11	0.89	0.50	0.89	0.00	0.00	0.89	0.50
12	0.88	0.50	0.88	0.00	0.00	0.88	0.50
13	0.87	0.50	0.87	0.00	0.00	0.87	0.50
14	0.86	0.50	0.86	0.00	0.00	0.86	0.50
15	0.85	0.50	0.85	0.00	0.00	0.85	0.50
16	0.84	0.50	0.84	0.00	0.00	0.84	0.50
17	0.83	0.50	0.83	0.00	0.00	0.83	0.50
18	0.82	0.49	0.82	0.00	0.00	0.82	0.49
19	0.81	0.48	0.81	0.00	0.00	0.81	0.48
20	0.80	0.47	0.80	0.00	0.00	0.80	0.47
21	0.79	0.46	0.79	0.00	0.00	0.79	0.46
22	0.78	0.45	0.78	0.00	0.00	0.78	0.45
23	0.77	0.44	0.77	0.00	0.00	0.77	0.44
24	0.74	0.41	0.74	0.00	0.00	0.74	0.41
25	0.73	0.40	0.73	0.00	0.00	0.73	0.40
26	0.72	0.39	0.72	0.00	0.00	0.72	0.39
27	0.71	0.38	0.71	0.00	0.00	0.71	0.38
28	0.70	0.37	0.70	0.00	0.00	0.70	0.37
29	0.69	0.36	0.69	0.00	0.00	0.69	0.36
30	0.68	0.35	0.68	0.00	0.00	0.68	0.35
31	0.67	0.34	0.67	0.00	0.00	0.67	0.34
32	0.66	0.33	0.66	0.00	0.00	0.66	0.33
33	0.65	0.32	0.65	0.00	0.00	0.65	0.32

34	0.64	0.31	0.64	0.00	0.00	0.64	0.31
35	0.63	0.30	0.63	0.00	0.00	0.63	0.30
36	0.62	0.29	0.62	0.00	0.00	0.62	0.29
37	0.61	0.28	0.61	0.00	0.00	0.61	0.28
38	0.60	0.27	0.60	0.00	0.00	0.60	0.27
39	0.59	0.26	0.59	0.00	0.00	0.59	0.26
40	0.58	0.25	0.58	0.00	0.00	0.58	0.25
41	0.57	0.24	0.57	0.00	0.00	0.57	0.24
42	0.56	0.23	0.56	0.00	0.00	0.56	0.23
43	0.55	0.22	0.55	0.00	0.00	0.55	0.22
44	0.54	0.21	0.54	0.00	0.00	0.54	0.21
45	0.53	0.20	0.53	0.00	0.00	0.53	0.20
46	0.52	0.19	0.52	0.00	0.00	0.52	0.19
47	0.51	0.18	0.51	0.00	0.00	0.51	0.18

По этим исходным данным определим наборы обучающих выборок для нейросети с учетом следующих факторов целенаправленности.

1. Процесс может иметь два типа управления: {однозначное, неоднозначное}.

В пространстве $(\mu_{\max}, \mu_{\min}, \mu_0)$ при двух зафиксированных параметрах третий параметр варьируется в целях обнаружения областей {однозначности, неоднозначности} управления.

2. В технологиях искусственного интеллекта целесообразно использовать данные вблизи границ раздела (соприкосновения) областей {однозначности, неоднозначности} по варьируемому параметру.

3. Исходные данные обычно получены по шкале интервалов и с учетом ошибки измерений {прямых, косвенных} целесообразно использовать несколько выборок вблизи границ раздела (соприкосновения) областей {однозначности, неоднозначности} по варьируемому параметру.

Шкала интервалов применяется для измерений параметра на заданном диапазоне с равными разбиениями этого диапазона на интервалы, точнее, на полуинтервалы с описанием: $I = \{ r \in I: r_i \leq r < r_j \}$, где: I – полуинтервал, r – действительное число, r_i и r_j – точная и неточная границы полуинтервала. В дальнейшем, для простоты, будем называть полуинтервал интервалом и обозначать $[r_i, r_j)$. Таким образом, скобка $[$ указывает на точную границу, скобка $)$ – на неточную границу. Число r_i принадлежит интервалу, число r_j не принадлежит интервалу. Отрезок будем обозначать $[\quad]$, у него обе границы точные; диапазон – (\quad) , у него обе границы неточные.

Например, за лабораторную работу № 5 ставится оценка «ХОРОШО», если обе общие ошибки заключены в интервале $[20\%, 10\%)$ или от 20% (точная граница) до 10% (неточная граница), т. е. при достижении общих ошибок 10.1% ставится «ХОРОШО», а при достижении общих ошибок 10% ставится «ОТЛИЧНО».

Измерения { прямые, косвенные }: прямые – получены непосредственно от измерительной системы (в ручном, т. е. с помощью оператора, или в автоматическом режиме) либо от эксперта.

Например, параметры электромагнитного поля от витка с переменным током можно измерить напрямую с помощью измерителей полей (например, магнитометр), тогда это прямые измерения. Те же параметры можно рассчитать по параметрам тока и витка, тогда это косвенные измерения параметров поля по прямым измерениям параметров тока и витка.

С учетом названных факторов в табл. 4, табл. 5 и табл. 6 приведены три набора обучающих выборок: выборки 1, 8, 9, 32 из табл. 1 и табл. 2, и выборки 1, 23, 24, 47 из табл. 3. Экспертным путем мы сочли целесообразным использовать эти наборы выборок в дальнейшем: для обучения и тестирования нейросети. Если в ходе обучения и/или тестирования нейросети мы столкнемся с коллизиями и/или тупиками, потребуется возврат к определению наборов, состоящих из других выборок.

Под коллизиями и/или тупиками понимаются ситуации, возникающие в ходе обучения и/или тестирования нейросети:

- длительное (многочасовое) обучение нейросети с простыми конфигурациями (несколько слоев и до 10 нейронов в каждом слое);
- в ходе тестирования общая ошибка не имеет тенденции к уменьшению и даже растет;
- некоторые нейроны, а иногда и большинство являются «мертвыми», т. е. не становятся активными при переборе входных данных на всем заданном диапазоне. Активность нейронов означает такое соотношение входов, весов, смещений и функции активации, при которых выход нейрона отличен от 0. Активность нейрона обычно визуализирована цветом.

Таблица 4

Обучающие выборки для такта $t/\Delta t = 1$ при $\mu_0=0.5$, $\mu_{\min}=0$

№ выборки	μ_{\max}	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1
1	0.99–0.83	0.83	0.33	0.33	0.33	0.33	0.83
8	0.77	0.77	0.33	0.33	0.33	0.33	0.77
9	0.74	0.74	0.33	0.33	0.33	0.33	0.74
32	0.51	0.51	0.33	0.33	0.33	0.33	0.51

Обучающие выборки для такта $t/\Delta t = 2$ при $\mu_0=0.5$, $\mu_{\min}=0$

№ выборки	μ_{\max}	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1
1	0.99–0.84	0.67	0.67	0.17	0.17	0.67	0.67
8	0.77	0.60	0.67	0.17	0.17	0.67	0.60
9	0.74	0.57	0.67	0.17	0.17	0.67	0.57
32	0.51	0.34	0.51	0.17	0.17	0.51	0.34

Обучающие выборки для такта $t/\Delta t = 3$ при $\mu_0=0.5$, $\mu_{\min}=0$

№ выборки	μ_{\max}	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1
1	0.99	0.50	0.99	0.00	0.00	0.99	0.50
23	0.77	0.44	0.77	0.00	0.00	0.77	0.44
24	0.74	0.41	0.74	0.00	0.00	0.74	0.41
47	0.51	0.18	0.51	0.00	0.00	0.51	0.18

1.2. Обучающие выборки при неоднозначном управлении

На рисунке 4 на диаграммах в координатах $(y/\Delta y, \phi/\Delta \phi)$ показано неоднозначное управление: имеется хотя бы одна пара тактов из набора $\{1, 2, 3\}$, между которыми существует несколько переходов.

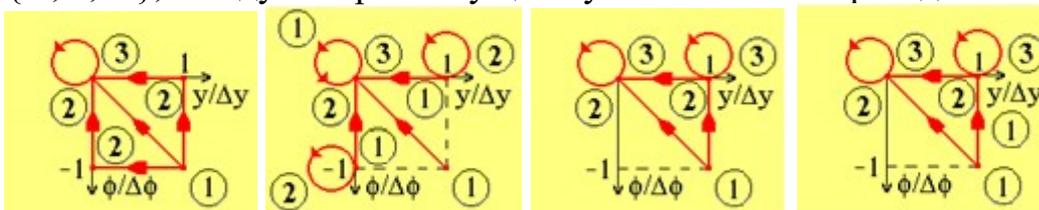


Рис. 4. Неоднозначное управление:

①, ②, ③ – номера тактов, \rightarrow и \circlearrowright – переходы между тактами

При фиксации двух параметров: $\mu_0=0.5$, $\mu_{\min}=0$ и вариации параметра μ_{\max} получен отрезок неоднозначного управления: $[0.75, 0.76]$, поэтому присвоим этим выборкам номера: № 48 и № 49 для такта $t/\Delta t = 2$.

Неоднозначность проявляется именно на такте $t/\Delta t = 2$: $c_2 = c_1 = 0.58$ и $c_2 = c_2 = 0.59$ для выборок № 48 и № 49 соответственно. Числа для табл. 7 получены в лабораторной работе № 4 с помощью программ СЗ

2. Создание и обучение нейросети

2.1. Многослойный перцептрон

Многослойный перцептрон (MLP) – это нейросеть с несколькими скрытыми слоями между входным и выходным слоями. MLP широко используется для классификации, распознавания, прогнозирования и управления [6].

На рисунке 7 приведен пример MLP.

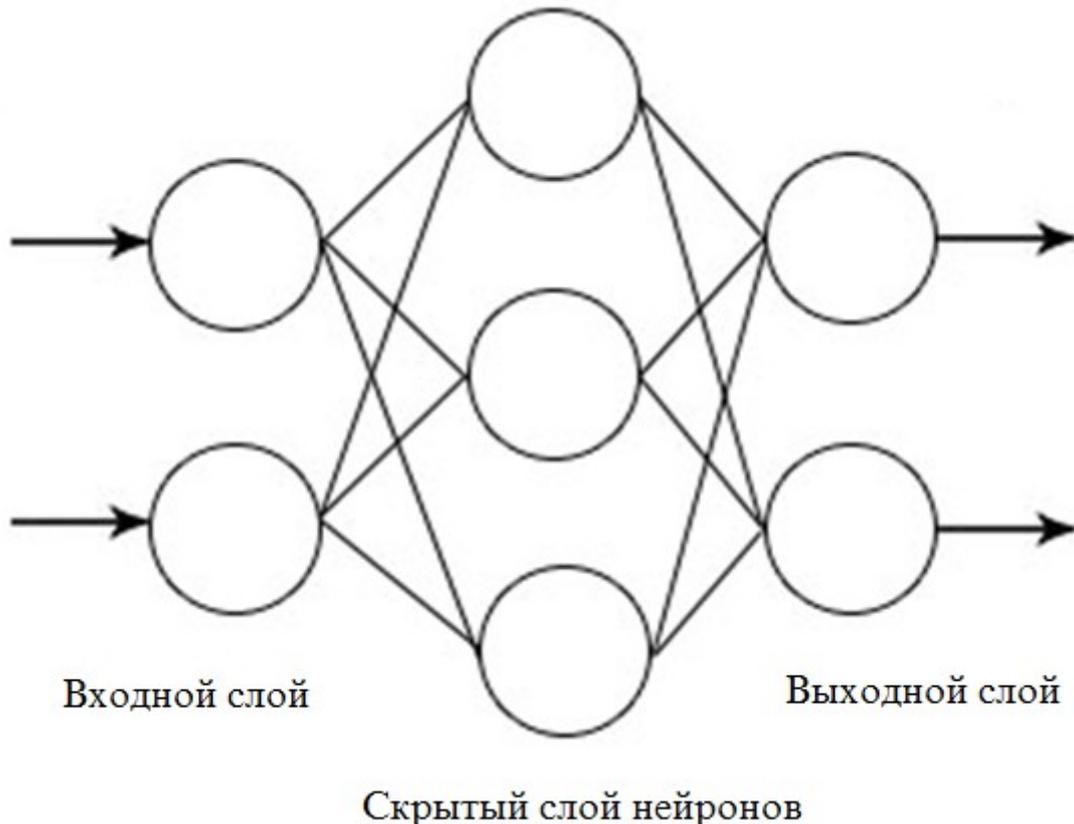


Рис. 7. Многослойный перцептрон: два входа и два выхода, один входной слой, один скрытый слой (три нейрона), один выходной слой

В лабораторной работе № 5 используется многослойный перцептрон с числом скрытых (Hidden) слоев 3, а число нейронов в каждом таком слое – варьируемый параметр. Такой тип (MLP) и конфигурация (число слоев: входных, скрытых и выходных) выбраны экспертным путем.

2.2. План обучения нейросети

В ходе обучения на входы и выходы поступают данные из обучающих выборок, затем – запуск процесса обучения (обычно это выбор пункта меню) и после сходимости общей ошибки нейросети к ожидаемой обучение завершено. Если результат не достигнут, подобрать другие обучающие выборки или увеличить ожидаемую общую ошибку нейросети.

Если при полной замене обучающих выборок сходимость общей ошибки нейросети к ожидаемой не достигнута, необходимо увеличить число нейронов в каждом слое и/или увеличить число слоев. Для достижения результата может потребоваться переход на иной тип нейросетей, например, рекуррентные, нечеткие, квантовые и другие.

2.3. Процедуры создания, обучения и тестирования нейросети

Ниже на примере приведена пошаговая инструкция по созданию, обучению и тестированию нейросети типа MLP (многослойный перцептрон) в среде Neuroph Studio [7] с простейшей конфигурацией: 3 входа, т. е. 1 слой на 3 нейрона; 3 выхода, т. е. еще 1 слой на 3 нейрона; между этими слоями – 3 скрытых слоя по 3 нейрона в каждом.

Используем обучающую выборку 1, такт 2 однозначного управления.

Вначале требуется подготовить файл, содержащий обучающую выборку.

Файл подготавливается с помощью приложения «Блокнот» (рис. 8).

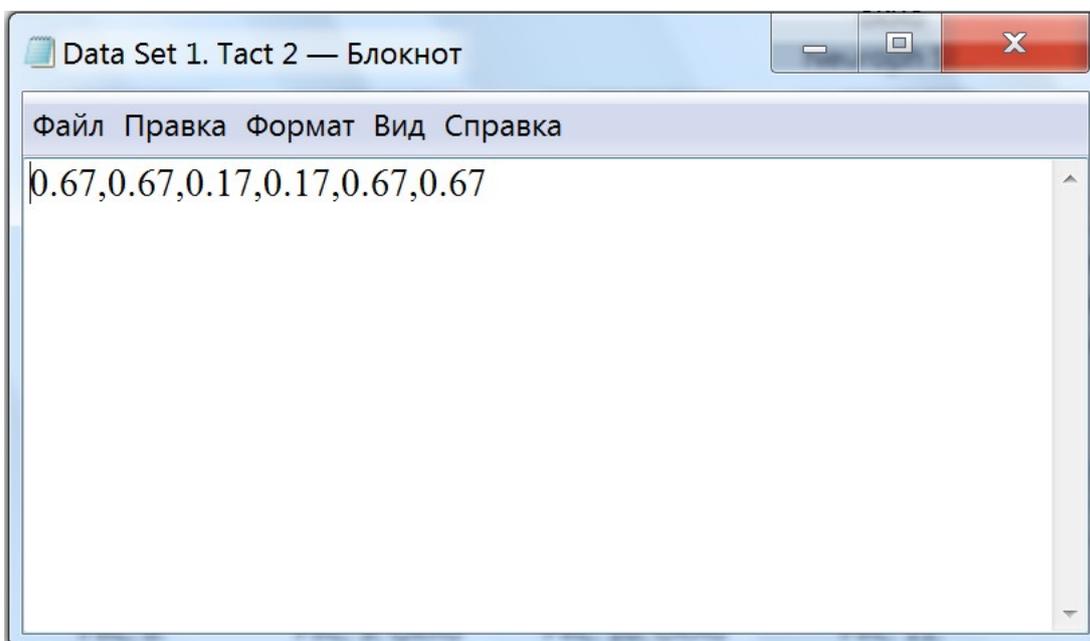


Рис. 8. Файл с обучающей выборкой

Шаг 1. Необходимо открыть файл, содержащий все обучающие выборки, подобранные в 1.1, выделить цветом нужную выборку и через буфер обмена скопировать ее в приложение «Блокнот». Далее пробелы заменить на запятые – это разделитель (Delimiter) между числами в Neuroph Studio. Далее сохранить файл Data Set 1.Tact 2.txt.

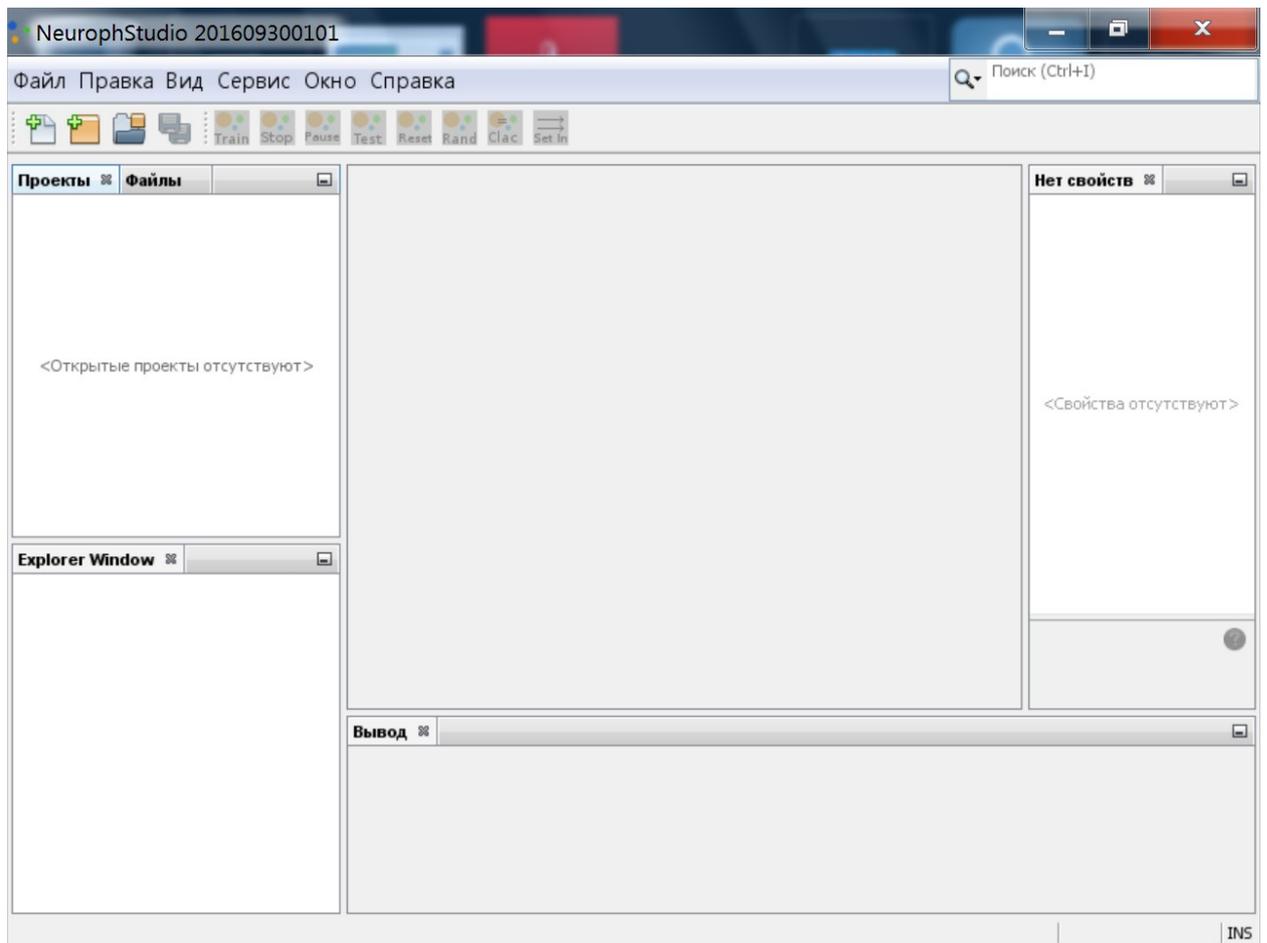


Рис. 9. Исходные окна Neuroph Studio

Шаг 2. Теперь требуется запустить Neuroph Studio (рис. 9). Обязательно дождаться завершения операции «Загрузка модулей завершена».

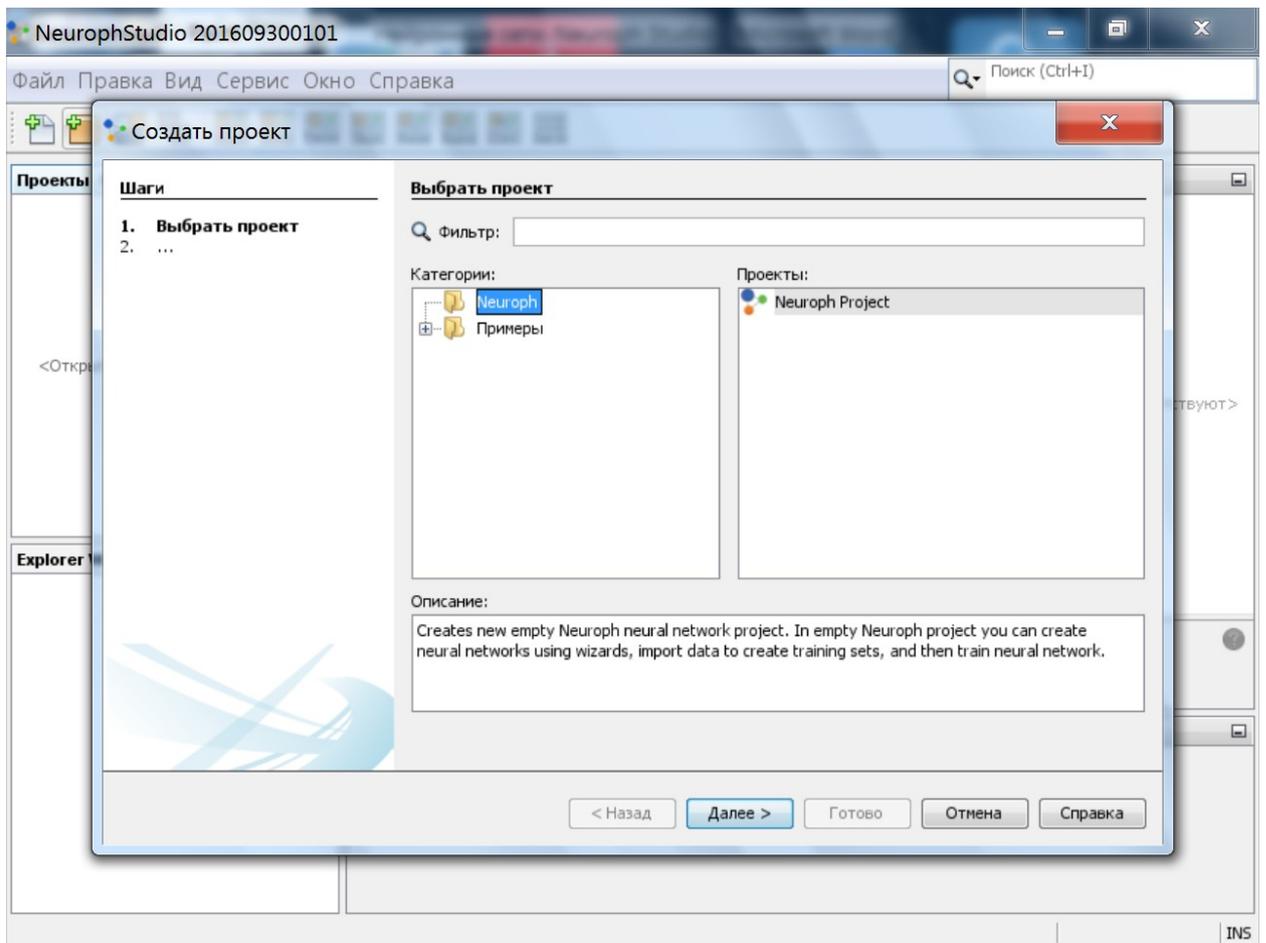


Рис. 10. Начало выбора проекта

Шаг 3. Выбрать: «Файл» ⇒ «Создать проект» ⇒ кнопка «Далее» (рис. 10).

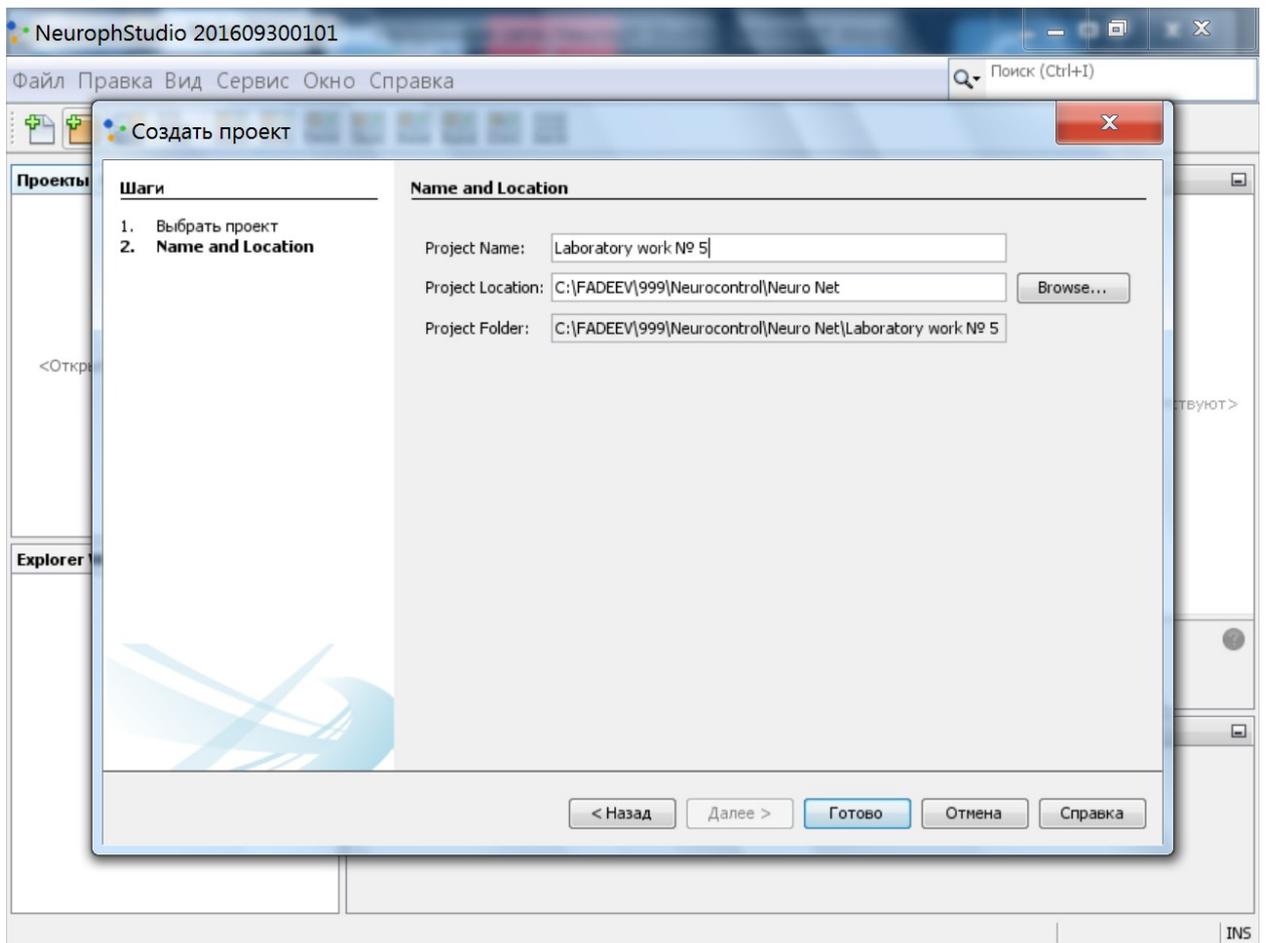


Рис. 11. Выбор имени и расположения проекта

Шаг 4. Выбрать: «Имя проекта» ⇒ «Расположение проекта» ⇒ кнопка «Готово» (рис. 11, рис. 12).

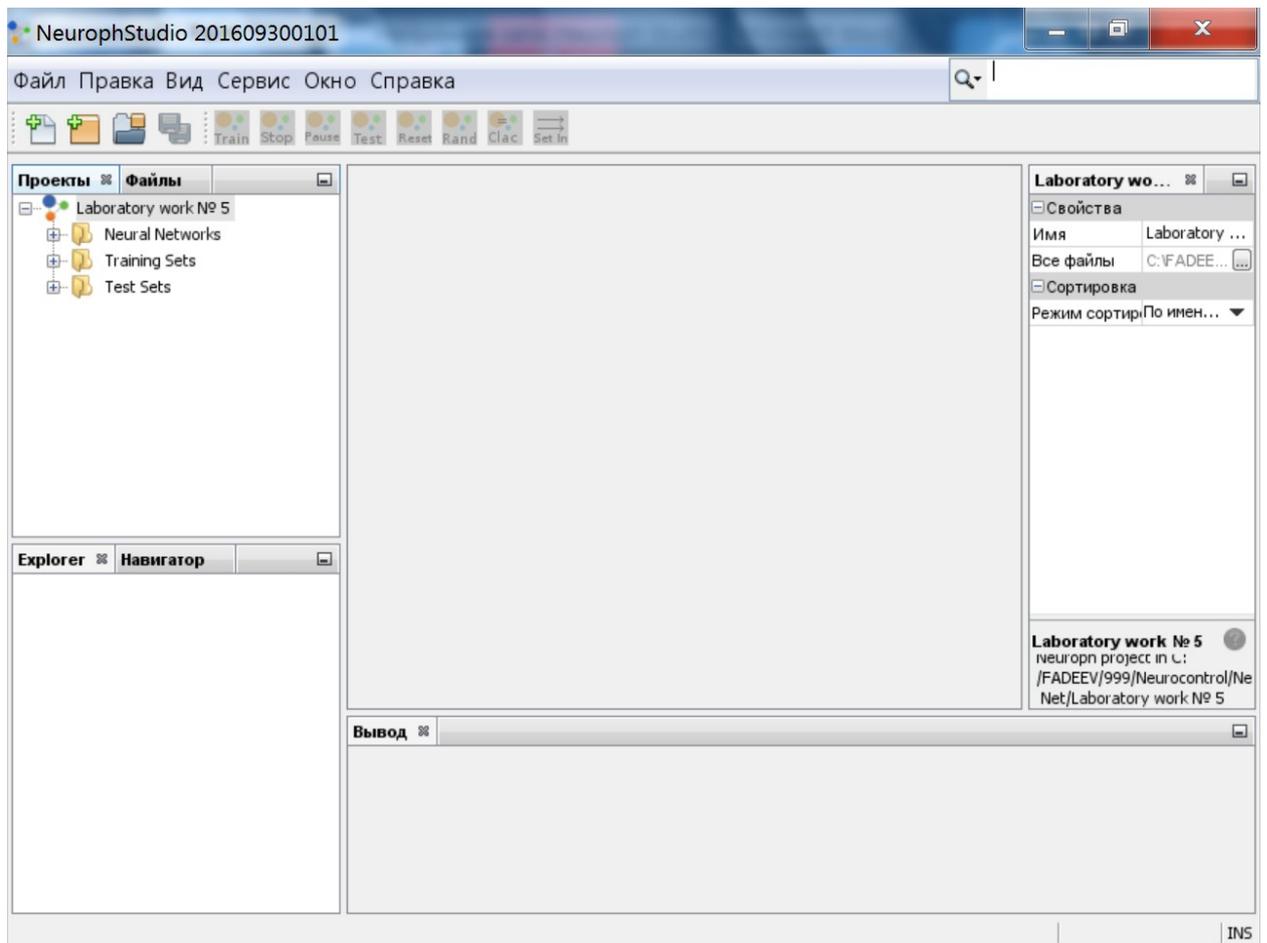


Рис. 12. Окна после выбора имени и расположения проекта

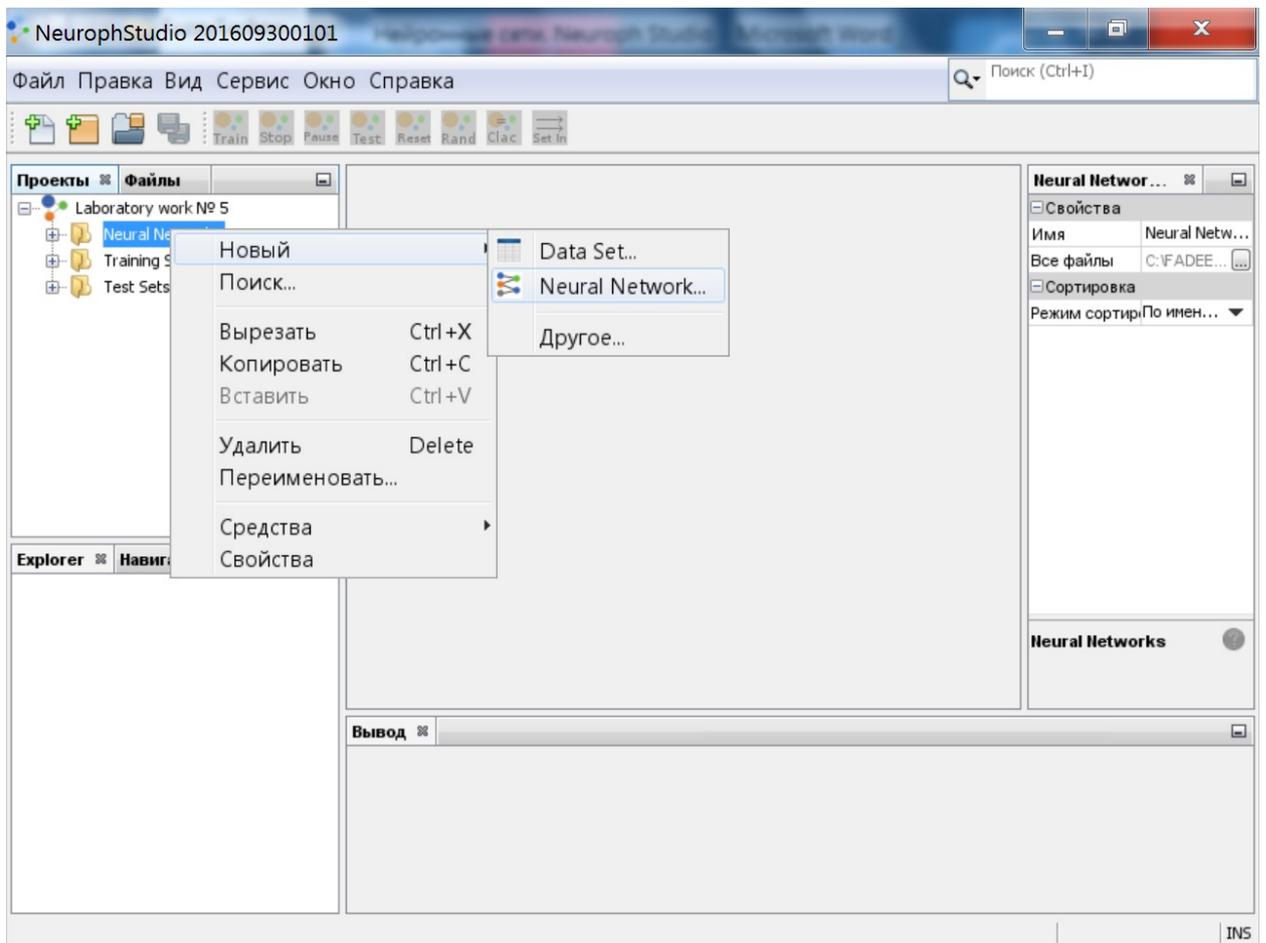


Рис. 13. Окна после выбора «Neural Networks» и «Новый»

Шаг 5. Выбрать: «Neural Networks» ⇒ «Правая клавиша мыши» ⇒ «Новый» ⇒ «Neural Network...», после чего откроется окно для выбора имени и типа нейросети (рис. 13).

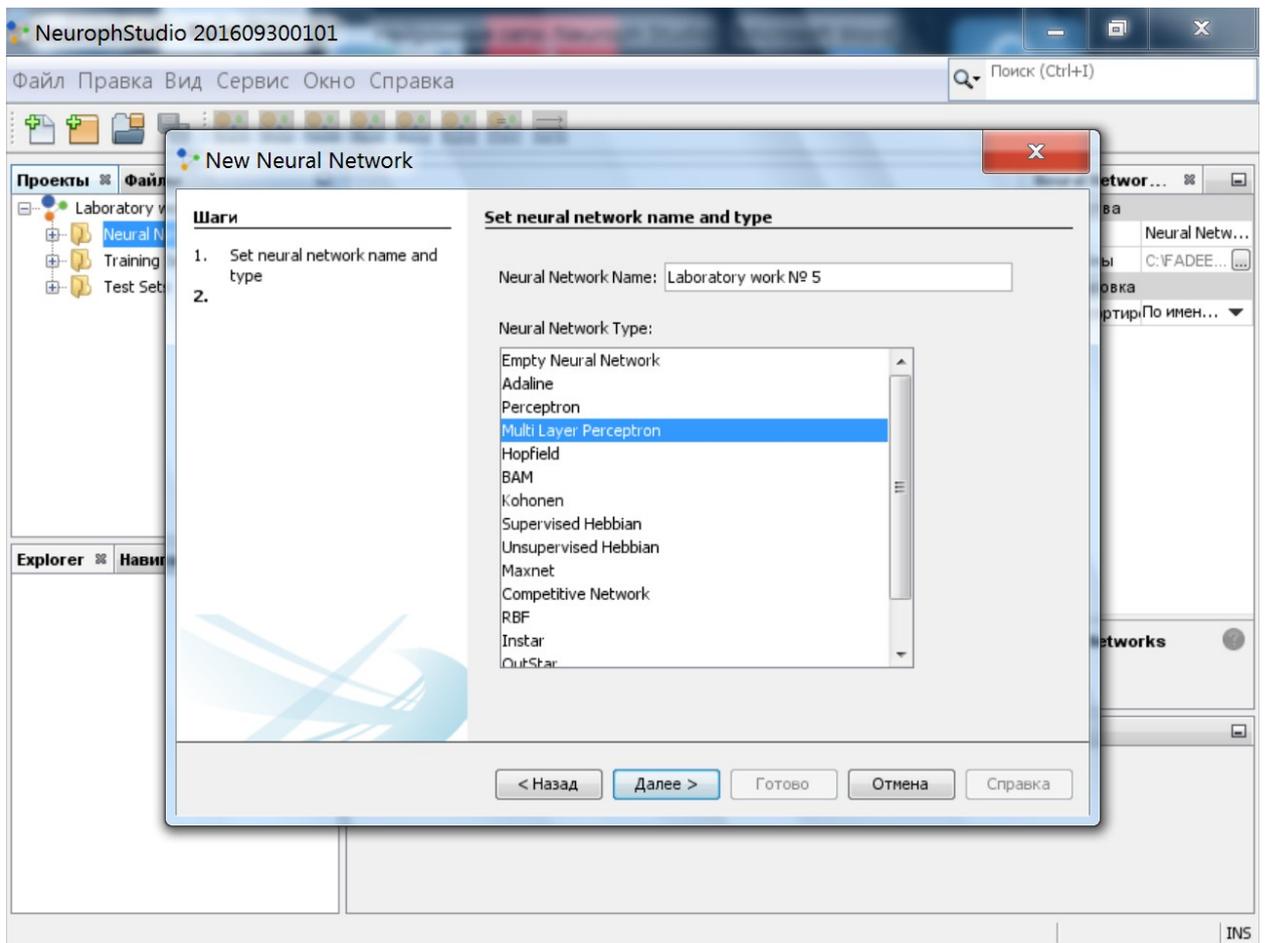


Рис. 14. Выбор имени и типа нейросети

Шаг 6. Выбрать: «Имя нейросети» ⇒ «Тип нейросети» ⇒ кнопка «Далее»

(рис. 14).

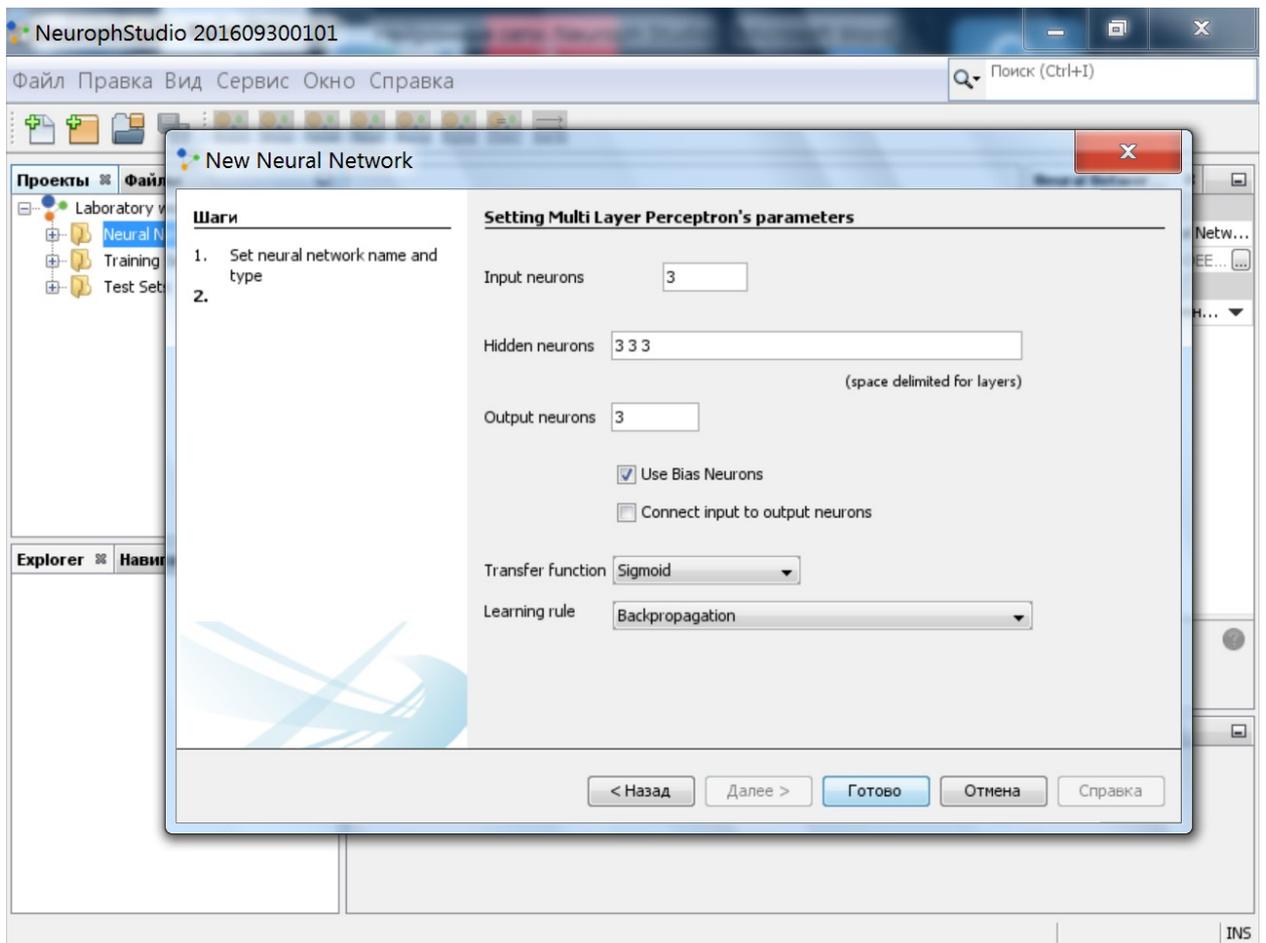


Рис. 15. Выбор конфигурации нейросети

Шаг 7. В новом окне ввести конфигурацию нейросети: число входных нейронов; число скрытых нейронов (Hidden neurons) в каждом слое через пробел; число выходных нейронов; функция передачи (transfer function) – Sigmoid; правило обучения (Learning rule) – Backpropagation. Флаг «Use Bias Neurons» (использовать «Смещение») должен быть установлен. «Смещение» используется в правиле обучения: $\text{выход} = \sum (\text{вход} * \text{вес}) + \text{смещение}$ (рис. 15). После необходимого выбора нажать кнопку «Готово» и нейросеть создана (рис. 16).

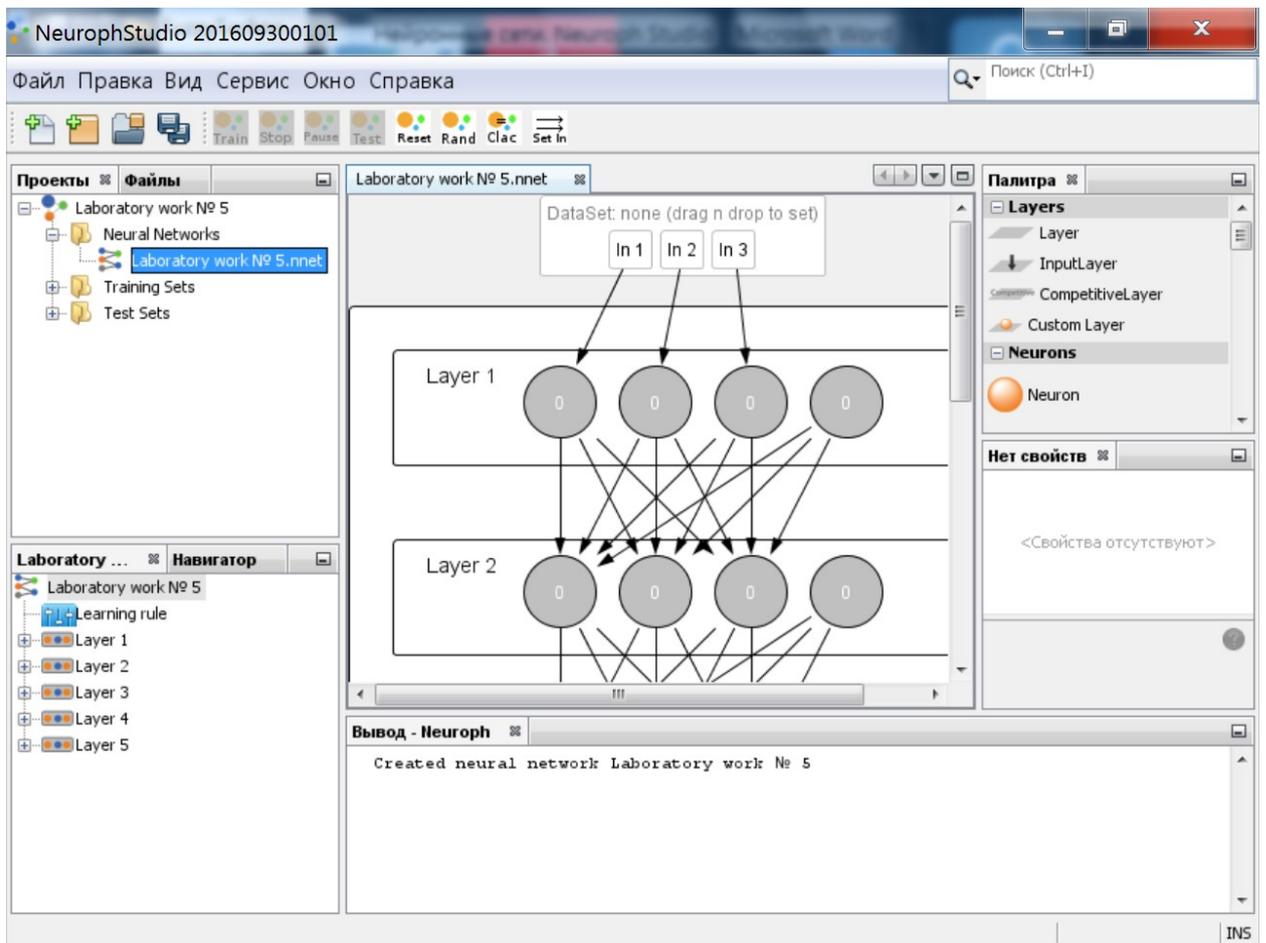


Рис. 16. Нейросеть создана

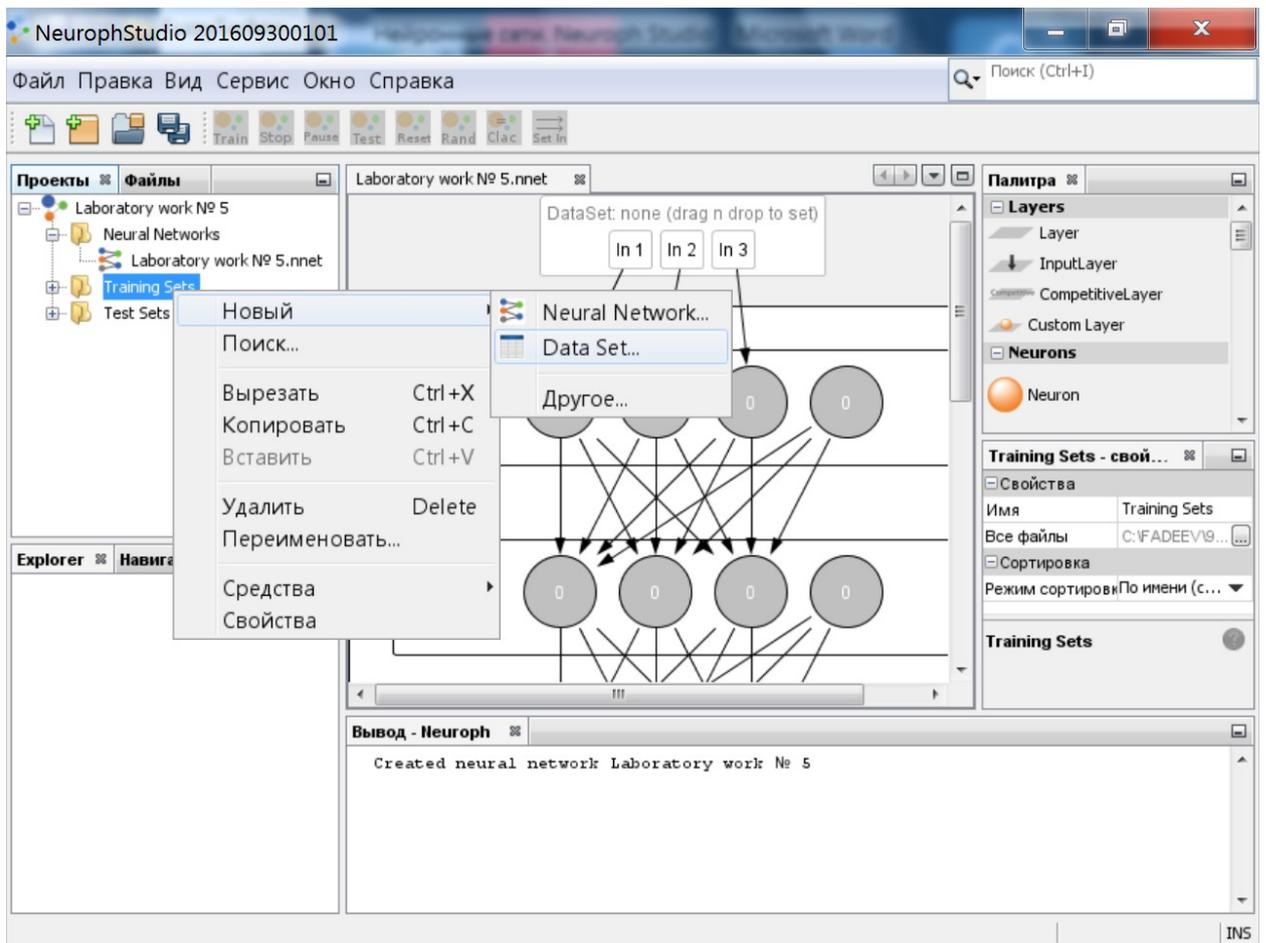


Рис. 17. Окна после выбора «Training Sets» и «Новый»

Шаг 8. Выбрать: «Training Sets» ⇒ «Правая клавиша мыши» ⇒ «Новый» ⇒ «Data set...», после чего откроется окно для ввода параметров обучающей выборки и ее расположения (рис. 17).

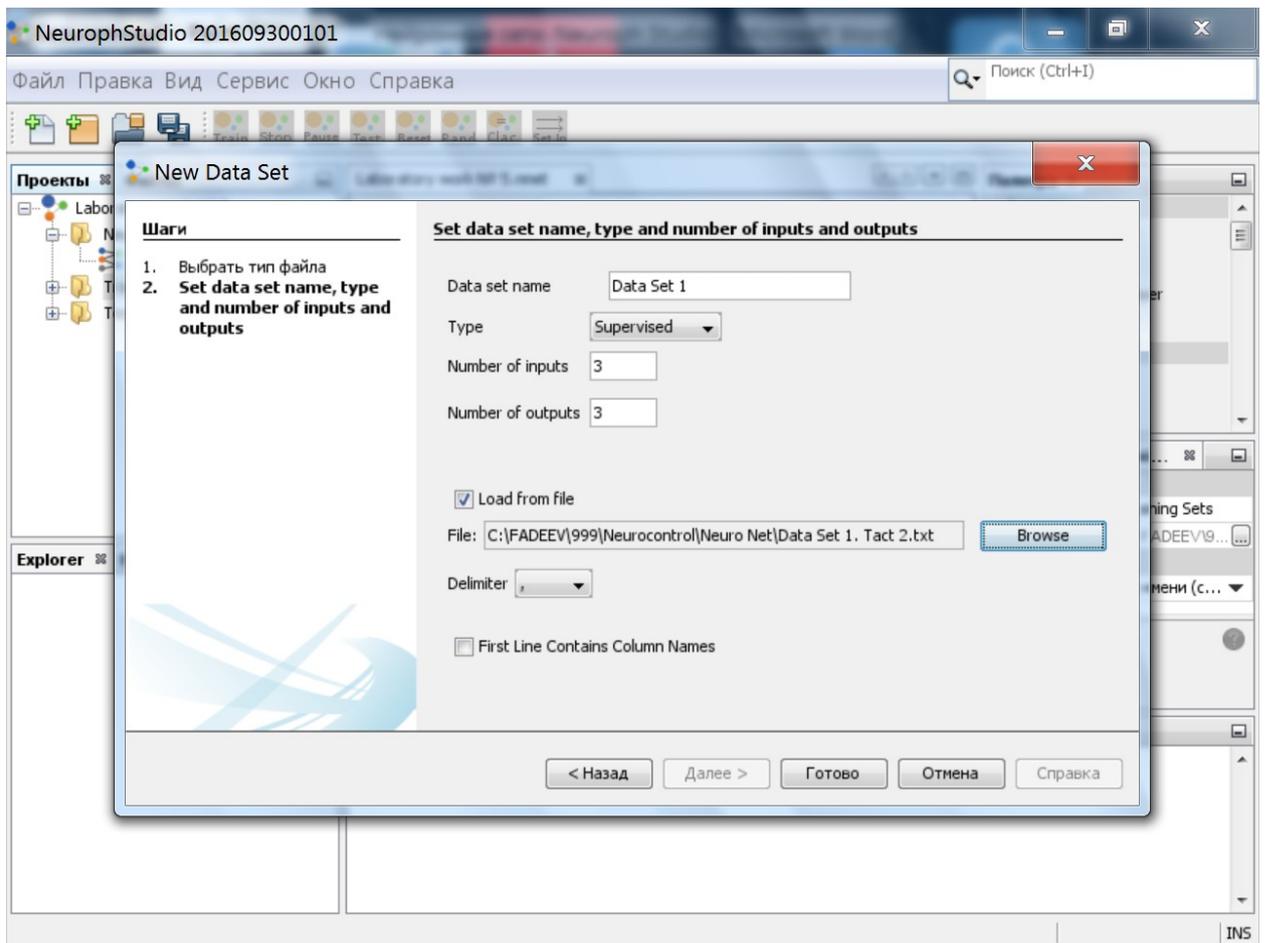


Рис. 18. Ввод параметров обучающей выборки и ее расположения

Шаг 9. Ввести параметры обучающей выборки: «Имя»; «Тип» – Supervised, т. е. «с учителем»; число входов; число выходов; установить флаг «Load from File» и выбрать расположение файла. Разделитель – запятая, как в файле Data Set 1.Tact 2.txt, (шаг 1) (рис. 18). После необходимого выбора нажать кнопку «Готово» и обучающая выборка импортирована в нейропроект (рис. 19).

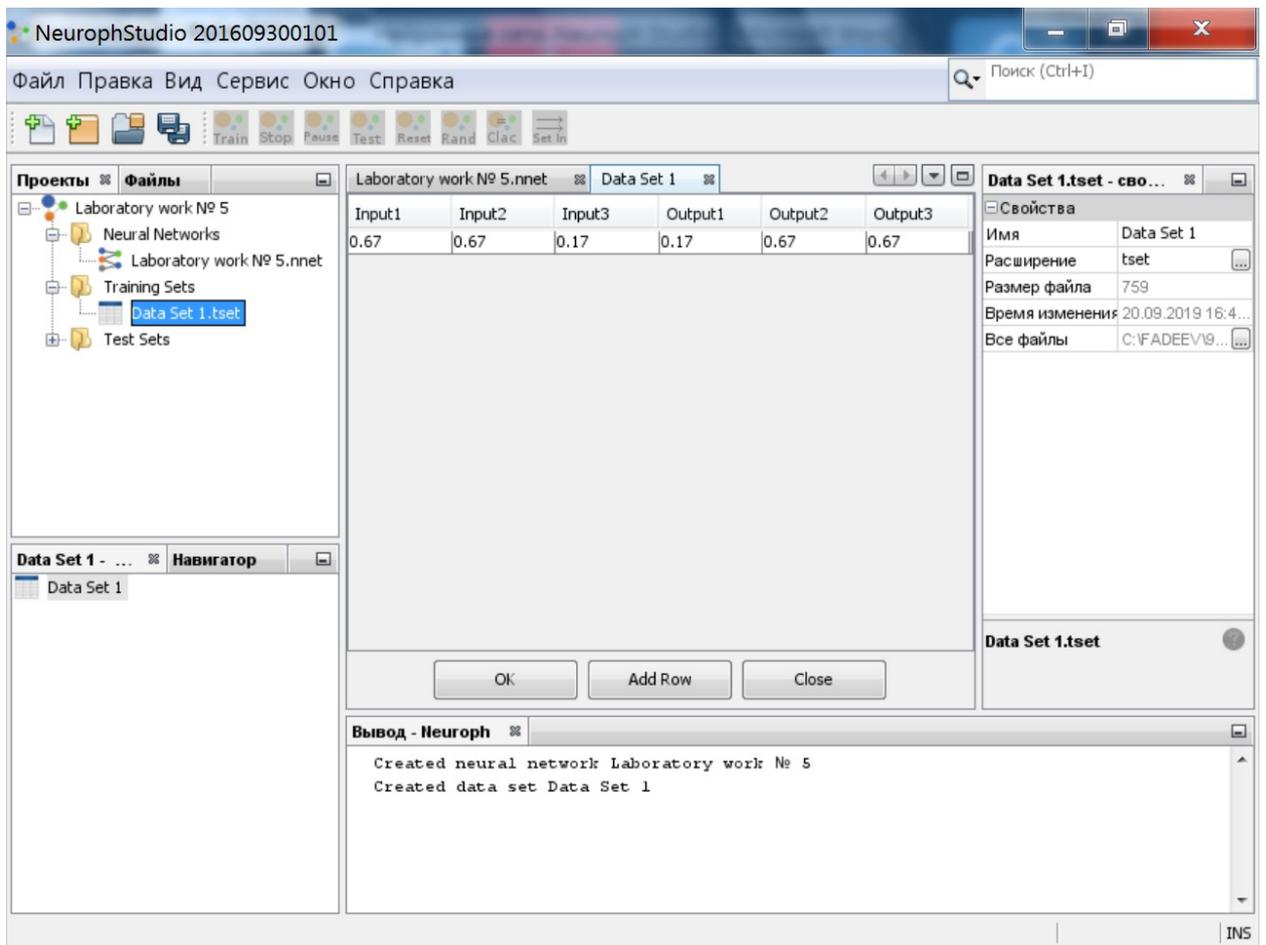


Рис. 19. Обучающая выборка импортирована в нейропроект

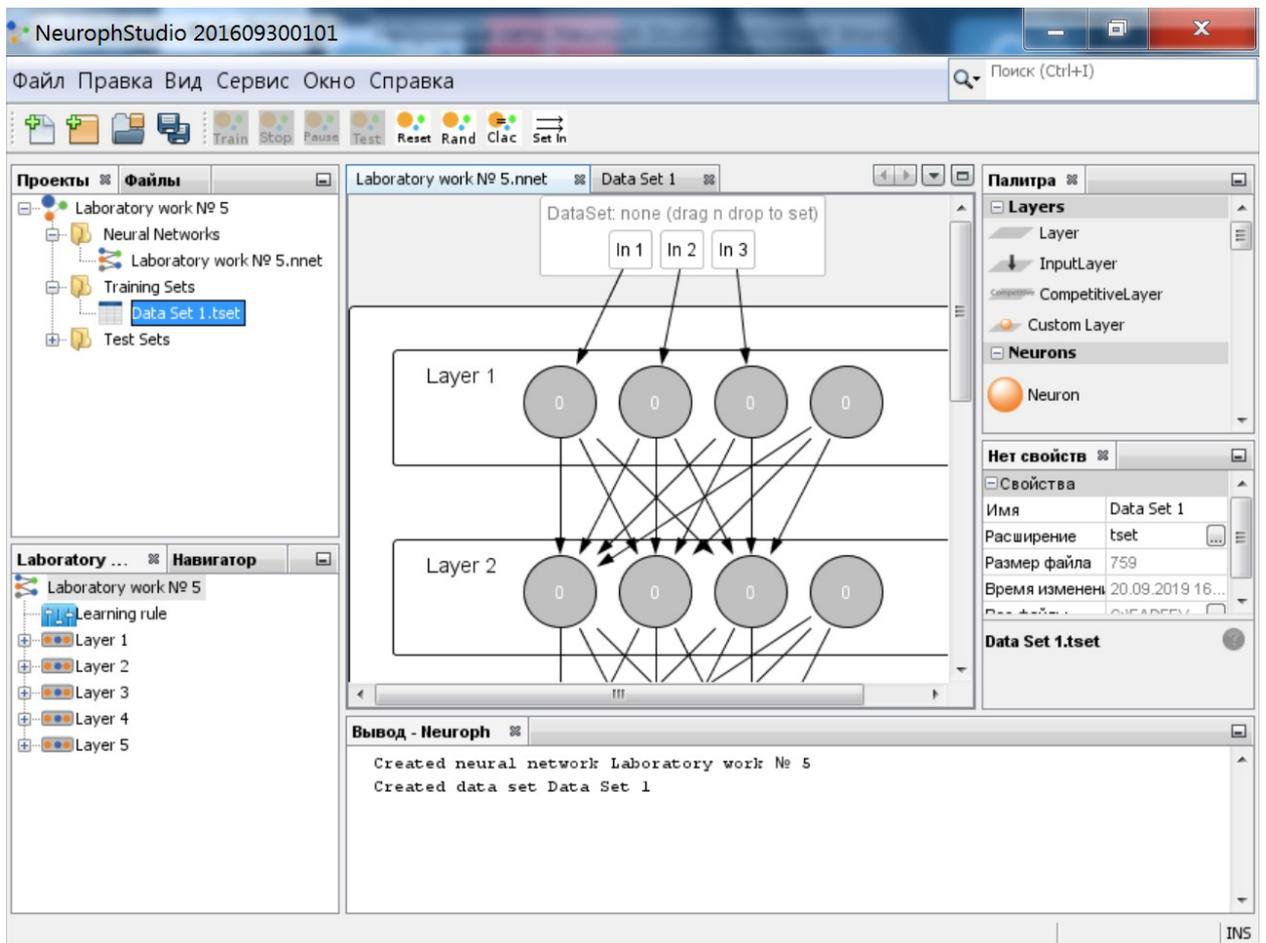


Рис. 20. Конфигурация нейросети

Шаг 10. Переход к конфигурации нейросети: в верхнем поле выбрать «Laboratory work № 5.nnet» (рис. 20).

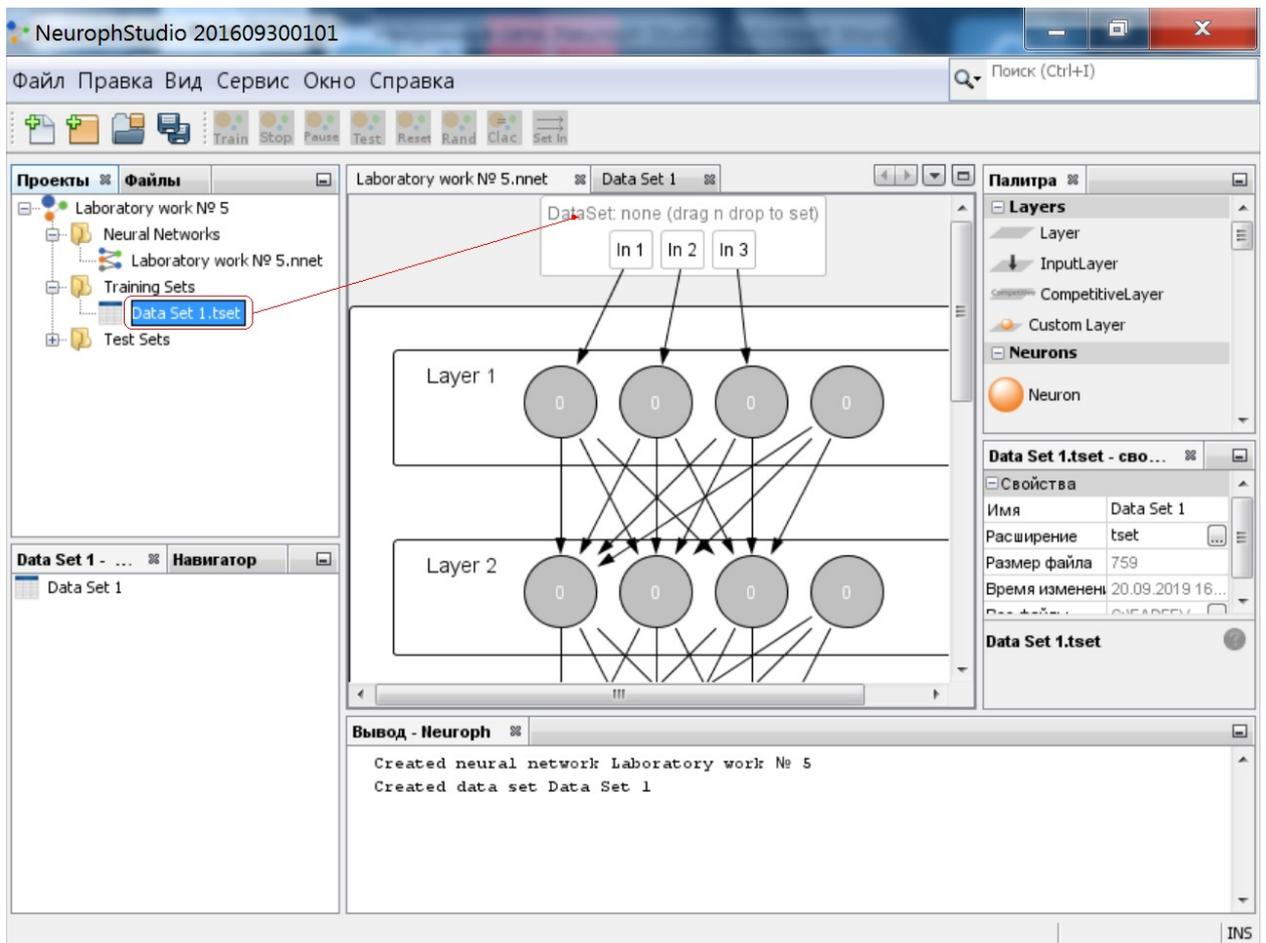


Рис. 21. «Перетаскивание» мышью объекта Data Set 1.test

Шаг 11. «Перетащить» мышью объект Data Set 1.test в поле DataSet none (drag n drop to set), после чего будет доступна кнопка «Train» (рис. 21).

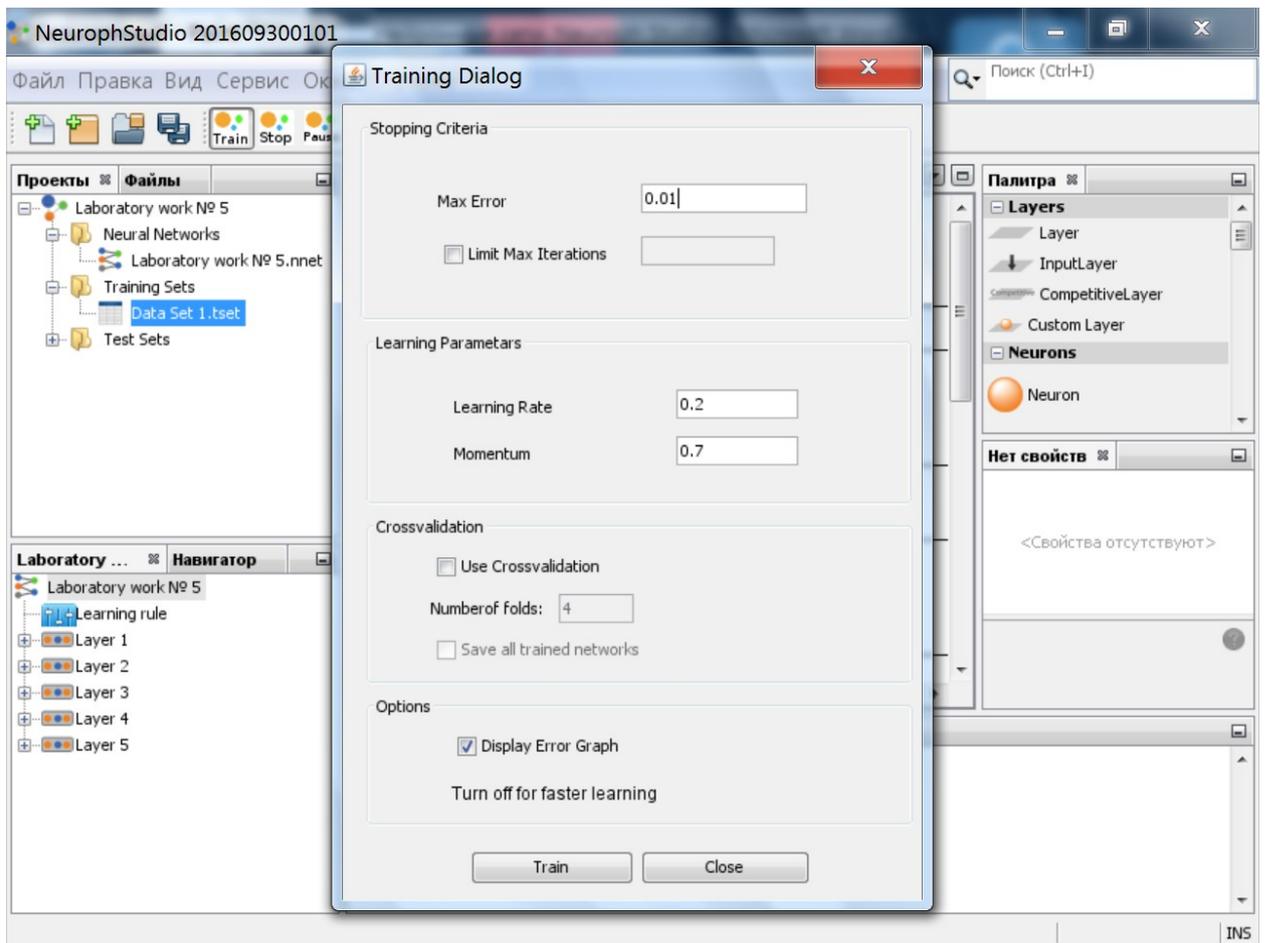


Рис. 22. Выбор параметров обучения нейросети

Шаг 12. Выбрать: «Train», после чего откроется окно выбора параметров обучения нейросети (рис. 22). Использовать умолчания, нажать кнопку «Train» и нейросеть обучена (рис. 23).

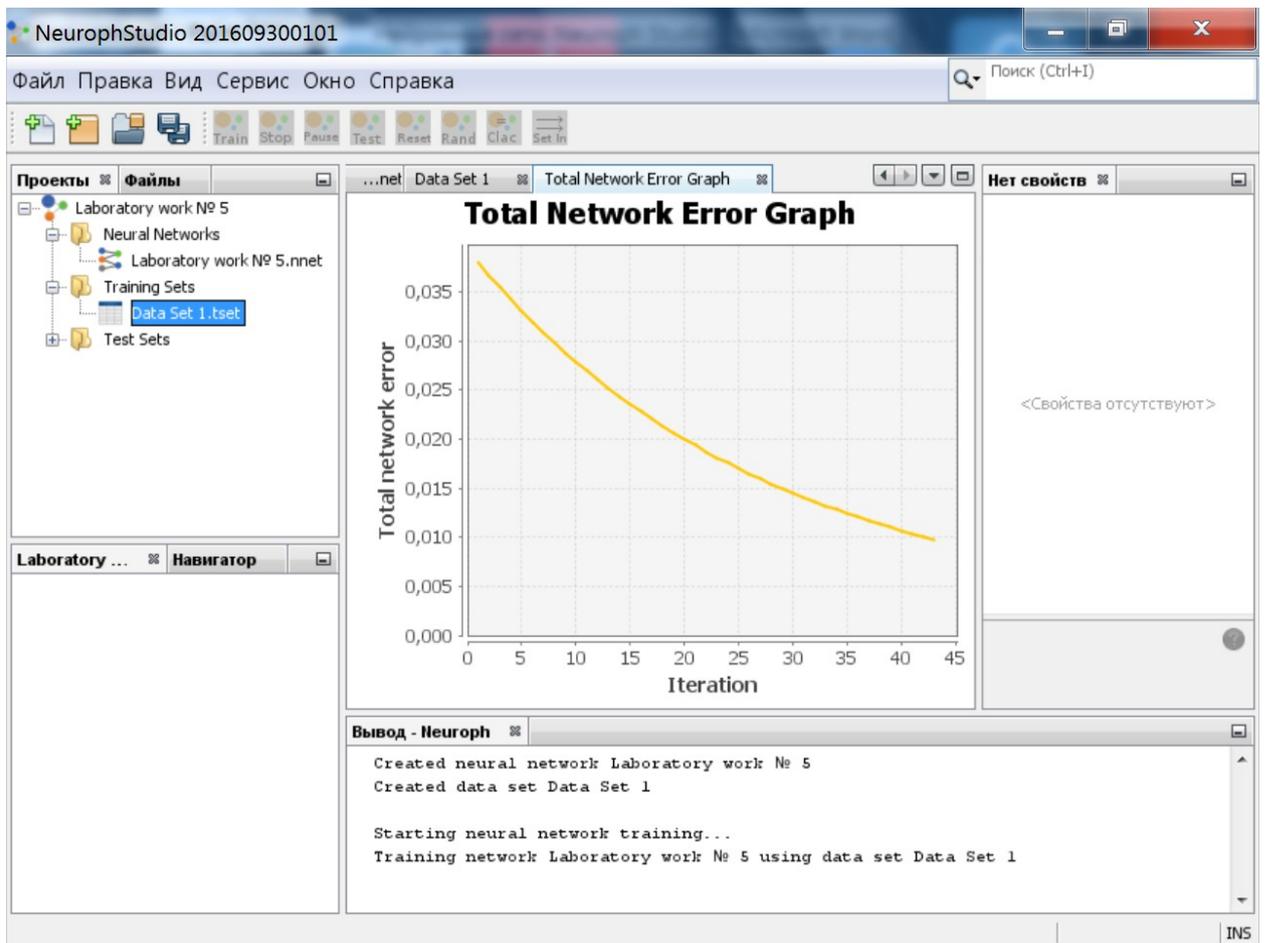


Рис. 23. Нейросеть обучена

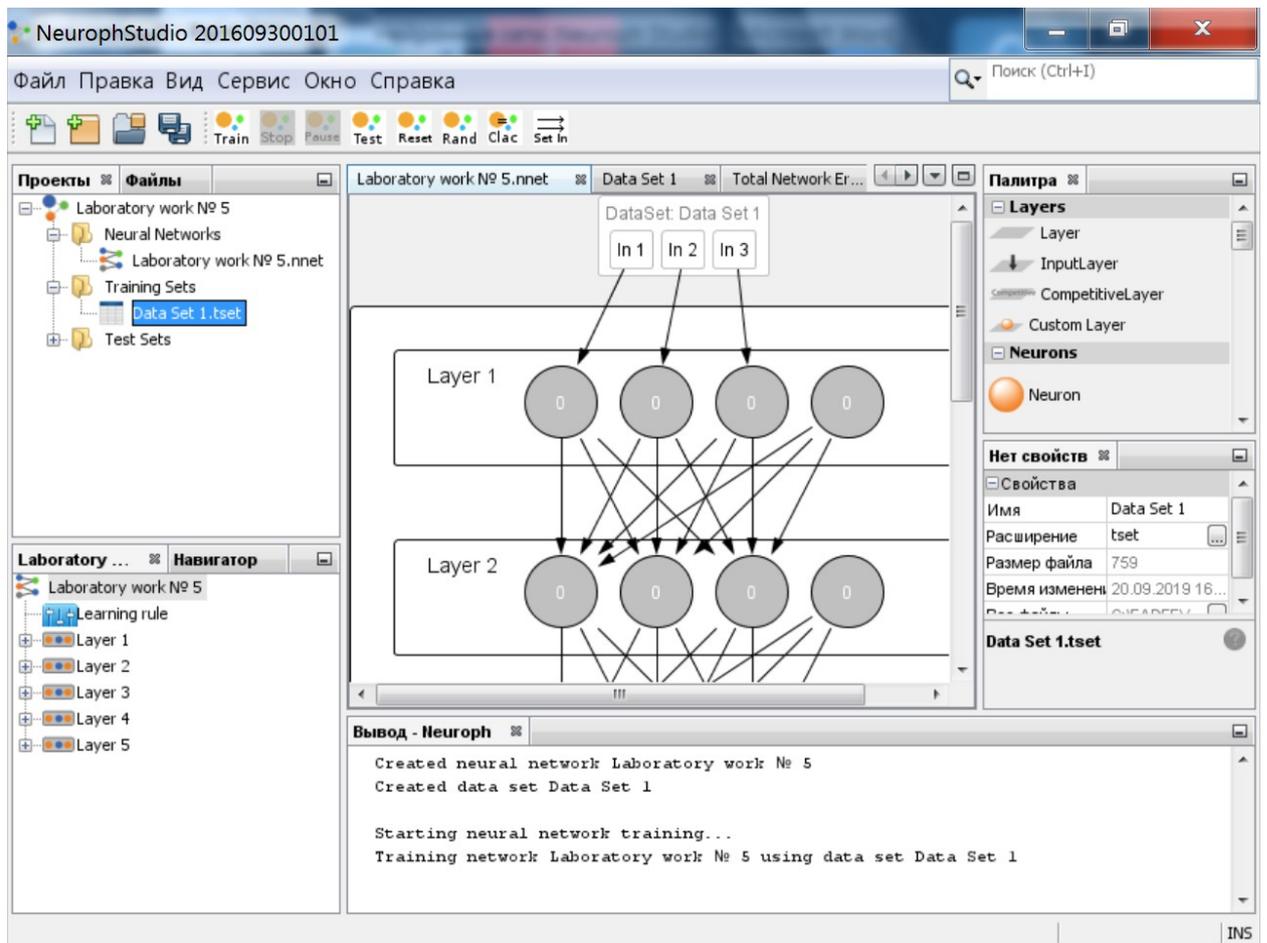


Рис. 24. Конфигурация нейросети

Шаг 13. Переход к конфигурации нейросети: в верхнем поле выбрать «Laboratory work № 5.nnet» (рис. 24).

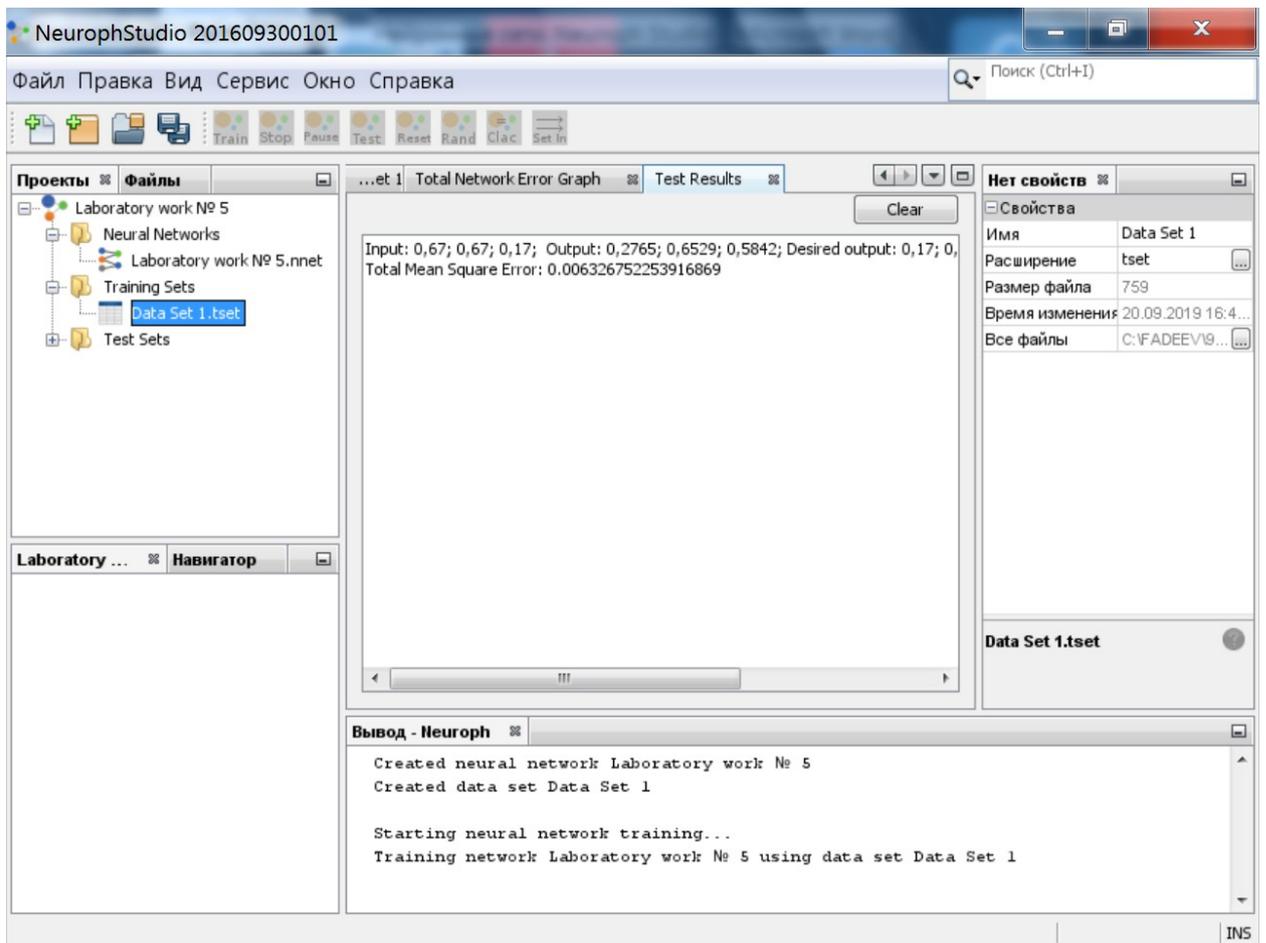


Рис. 25. Тестирование нейросети

Шаг 14. Выбрать: «Test» и наблюдать результаты тестирования нейросети: входы, выходы, Total Mean Square Error – MSE (рис. 25). По MSE вычислим общую ошибку нейросети σ : $\sigma = \sqrt{MSE \cdot n / (n-1)}$, где n – число выходов нейросети, равное 3, что соответствует $\sigma = 0.097$ или 9.7%. В расчетах использованы: 4 цифры после точки для MSE и 3 – для σ с отбрасыванием незначащих цифр.

3. Тестирование нейросети

3.1. Тестирование при однозначном управлении

Для тестирования было создано несколько нейросетей, которые отличались друг от друга числом нейронов в скрытых слоях, далее – просто числом нейронов. Ниже представлены результаты тестирования нейросетей с 3 – 6 нейронами в каждом слое. Несколько чисел нейронов (3, 4, 5, 6) требуется использовать для того, чтобы убедиться: MSE сходится на всех тактах управления (табл. 8 – 19).

Таблица 8

Результаты тестирования на такте $t/\Delta t = 1$ с 3 нейронами

№ теста	№ выборки	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1	MSE
1	1	0.83	0.33	0.33	0.40	0.41	0.74	0.0064
2	8	0.77	0.33	0.33	0.23	0.41	0.73	0.0062
3	9	0.72	0.33	0.33	0.22	0.39	0.68	0.0063
4	32	0.51	0.33	0.33	0.21	0.40	0.50	0.0063

Таблица 9

Результаты тестирования на такте $t/\Delta t = 1$ с 4 нейронами

№ теста	№ выборки	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1	MSE
1	1	0.83	0.33	0.33	0.36	0.40	0.71	0.0062
2	8	0.77	0.33	0.33	0.22	0.41	0.74	0.0062
3	9	0.72	0.33	0.33	0.21	0.39	0.69	0.0063
4	32	0.51	0.33	0.33	0.21	0.40	0.50	0.0063

Таблица 10

Результаты тестирования на такте $t/\Delta t = 1$ с 5 нейронами

№ теста	№ выборки	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1	MSE
1	1	0.83	0.33	0.33	0.44	0.36	0.77	0.0061
2	8	0.77	0.33	0.33	0.23	0.41	0.73	0.0060
3	9	0.72	0.33	0.33	0.22	0.39	0.68	0.0062
4	32	0.51	0.33	0.33	0.21	0.49	0.50	0.0063

Таблица 11

Результаты тестирования на такте $t/\Delta t = 1$ с 6 нейронами

№ теста	№ выборки	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1	MSE
1	1	0.83	0.33	0.33	0.35	0.42	0.73	0.0062
2	8	0.77	0.33	0.33	0.22	0.40	0.73	0.0062
3	9	0.72	0.33	0.33	0.21	0.39	0.69	0.0061
4	32	0.51	0.33	0.33	0.21	0.39	0.49	0.0062

Таблица 12

Результаты тестирования на такте $t/\Delta t = 2$ с 3 нейронами

№ теста	№ выборки	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1	MSE
1	1	0.67	0.67	0.17	0.27	0.65	0.58	0.0063
2	8	0.60	0.67	0.17	0.20	0.56	0.67	0.0062
3	9	0.55	0.67	0.17	0.20	0.55	0.62	0.0062
4	32	0.34	0.51	0.17	0.20	0.43	0.45	0.0063

Таблица 13

Результаты тестирования на такте $t/\Delta t = 2$ с 4 нейронами

№ теста	№ выборки	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1	MSE
1	1	0.67	0.67	0.17	0.26	0.57	0.68	0.0062
2	8	0.60	0.67	0.17	0.20	0.56	0.67	0.0061
3	9	0.55	0.67	0.17	0.20	0.55	0.62	0.0061
4	32	0.34	0.51	0.17	0.20	0.43	0.45	0.0061

Таблица 14

Результаты тестирования на такте $t/\Delta t = 2$ с 5 нейронами

№ теста	№ выборки	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1	MSE
1	1	0.67	0.67	0.17	0.26	0.59	0.72	0.0059
2	8	0.60	0.67	0.17	0.20	0.56	0.67	0.0061
3	9	0.55	0.67	0.17	0.20	0.55	0.63	0.0060
4	32	0.34	0.51	0.17	0.20	0.43	0.44	0.0060

Таблица 15

Результаты тестирования на такте $t/\Delta t = 2$ с 6 нейронами

№ теста	№ выборки	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1	MSE
1	1	0.67	0.67	0.17	0.26	0.57	0.70	0.0062
2	8	0.60	0.67	0.17	0.20	0.56	0.67	0.0060
3	9	0.55	0.67	0.17	0.20	0.55	0.63	0.0058
4	32	0.34	0.51	0.17	0.20	0.43	0.44	0.0060

Таблица 16

Результаты тестирования на такте $t/\Delta t = 3$ с 3 нейронами

№ теста	№ выборки	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1	MSE
1	1	0.50	0.99	0.00	0.09	0.88	0.50	0.0065
2	23	0.44	0.77	0.00	0.12	0.72	0.49	0.0065
3	24	0.41	0.74	0.00	0.12	0.69	0.45	0.0065
4	47	0.18	0.51	0.00	0.13	0.52	0.22	0.0065

Таблица 17

Результаты тестирования на такте $t/\Delta t = 3$ с 4 нейронами

№ теста	№ выборки	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1	MSE
1	1	0.50	0.99	0.00	0.09	0.88	0.50	0.0065
2	23	0.44	0.77	0.00	0.12	0.72	0.48	0.0064
3	24	0.41	0.74	0.00	0.13	0.73	0.40	0.0064
4	47	0.18	0.51	0.00	0.12	0.50	0.24	0.0064

Таблица 18

Результаты тестирования на такте $t/\Delta t = 3$ с 5 нейронами

№ теста	№ выборки	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1	MSE
1	1	0.50	0.99	0.00	0.09	0.88	0.50	0.0065
2	23	0.44	0.77	0.00	0.12	0.72	0.48	0.0064
3	24	0.41	0.74	0.00	0.12	0.69	0.45	0.0064
4	47	0.18	0.51	0.00	0.12	0.50	0.24	0.0064

Таблица 19

Результаты тестирования на такте $t/\Delta t = 3$ с 6 нейронами

№ теста	№ выборки	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1	MSE
1	1	0.50	0.99	0.00	0.09	0.88	0.50	0.0065
2	23	0.44	0.77	0.00	0.12	0.71	0.48	0.0064
3	24	0.41	0.74	0.00	0.12	0.69	0.45	0.0064
4	47	0.18	0.51	0.00	0.12	0.49	0.24	0.0064

После каждого тестирования сравнивались три числа на выходах нейросети: $\{c_1, c_2, c_3\}$. Для сравнения этих чисел можно применить основные положения теории вероятностей.

Например, из табл. 11: тест № 1, выборка № 1 на такте $t/\Delta t = 1$ с 6 нейронами получим числа на выходах: $c_3 = 0.35$, $c_2 = 0.42$, $c_1 = 0.73$, $MSE = 0.0062$. По MSE вычислим общую ошибку нейросети σ : $\sigma = \sqrt{MSE \cdot n / (n-1)}$, где n – число выходов нейросети, равное 3, что соответствует $\sigma = 0.096$ или 9.6%.

В расчетах использованы: 4 цифры после точки для MSE и 3 – для σ с отбрасыванием незначущих цифр.

Каждая из разностей выходов: $c_1 - c_2 = 0.31$ и $c_1 - c_3 = 0.38$ превышает $3\sigma = 0.29$, что означает: выход c_1 отличается от выходов c_3 и c_2 на доверительном интервале 99.73%. В результате, на такте $t/\Delta t = 1$ при использовании управляющего воздействия, соответствующего c_1 , а это $\phi/\Delta\phi = -1$, получим однозначное управление процессом на доверительном интервале не менее 99%.

В целом, при росте числа нейронов от 3 до 6, имеется тенденция к увеличению различий между одним выходом и остальными двумя выходами при сходимости общей ошибки нейросети к 10%, что позволяет сделать вывод об устойчивом («в малом») однозначном управлении.

Устойчивость, «в малом», по Ляпунову, представляет собой реакцию системы управления на небольшую (один шаг или квант изменений на шкале интервалов) вариацию входных параметров, в частности, число нейронов, а также значений входов $\{d_1, d_2, d_3\}$.

Вывод по результатам тестирования: достижение однозначного устойчивого управления на всех обучающих выборках и на всех тактах управления при числе нейронов 5 и 6 в каждом слое нейросети. Это означает, что экспертный путь определения обучающих выборок и чисел нейронов оказался результативным и операции с однозначным управлением завершаем.

3.2. Тестирование при неоднозначном управлении

При неоднозначном управлении тестирование проводится по выборкам из табл. 7 в нейросетях с такими числами нейронов, для которых достигнут наилучший результат устойчивого однозначного управления, т. е. при числах нейронов 5 и 6 (табл. 20). Для выборок №№ 48 и 49 в процессе обучения потребовалось применить «рандомизацию» (выбор кнопки «Rand» перед выбором кнопки «Train»).

Таблица 20

Обнаружение неоднозначности. Такт $t/\Delta t = 2$

№ выборки	число нейронов	d_3	d_2	d_1	c_3	c_2	c_1	MSE
48	5	0.58	0.58	0.17	0.30	0.57	0.60	0.0061
49		0.59	0.59	0.17	0.30	0.58	0.61	0.0061
48	6	0.58	0.58	0.17	0.28	0.52	0.62	0.0063
49		0.59	0.59	0.17	0.30	0.57	0.61	0.0061

В таблице 21 показаны достигнутые результаты: разность выхода c_1 и выхода c_2 меньше 3σ с доверительным интервалом 99%, т. е. для выборок № 48 и № 49 числа c_1 и c_2 неразличимы и неоднозначность обнаружена.

Такие результаты достигнуты при рандомизации параметров: вес и смещение.

Таблица 21

Неразличимость выходов: c_1 и c_2 . Такт $t/\Delta t = 2$

№ выборки	число нейронов	c_2	c_1	$c_1 - c_2$	3σ
48	5	0.57	0.60	0.03	0.28
49		0.58	0.61	0.03	0.28
48	6	0.52	0.62	0.10	0.29
49		0.57	0.61	0.04	0.28

3.3. Обобщение результатов тестирования

Общий вывод по результатам тестирования: получена сходимость общей ошибки нейросети к 10% при достижении числа нейронов в слое до 6 при 3 скрытых слоях. Для обнаружения неоднозначности управления в процессе обучения нейросети применена рандомизация параметров.

4. Задание к лабораторной работе № 5

4.1. Из локального адреса CKSIS\DOC\Работа № 5. Создание, обучение и тестирование нейросетей выполнить пункты инструкции «Neuroph Studio. Установка» (при первом обращении к Neuroph Studio).

4.2. После проверки преподавателем результатов выполнения лабораторных работ №№ 1 – 4 с адреса fadeevnn@mpei.ru получить номер варианта ограничений в пространстве (μ_{\max} , μ_{\min} , μ_0) для выполнения лабораторной работы № 5. Из таблицы 23 по номеру варианта ограничений в пространстве (μ_{\max} , μ_{\min} , μ_0) на такте № 2 получить выборки исходных данных, как показано в 1.1. и 1.2.

4.3. Из выборок исходных данных сформировать набор обучающих выборок для такта № 2 управления процессом. Выборки формировать с учетом факторов целенаправленности, как показано в 1.1. и занести их в файл Result.docx по локальному адресу CKSIS\DOC\Работа № 5. Создание, обучение и тестирование нейросетей, в таблицу 1, не меняя формат и набор шрифтов этого файла. Нумерация обучающих выборок: для однозначного управления: №№ 1 – 4; для неоднозначного управления: №№ 5 – 6. Точки неоднозначности в качестве выборок не использовать, а использовать

отрезок, как показано в 1.1. Если отрезков неоднозначности несколько, использовать только один из них.

4.4. По примеру в 2.3. создать нейросети типа MLP с тремя скрытыми слоями и вариацией числа нейронов в каждом таком слое от 3 до 6.

4.5. Выполнить обучение и тестирование полученных нейросетей со сходимостью общей ошибки нейросети к 10% и результаты занести в файл Result.docx по локальному адресу CKSIS\DOC\Работа № 5. Создание, обучение и тестирование нейросетей, в табл. 2, 3 и 4, не меняя формат и набор шрифтов этого файла. Если сходимость общей ошибки нейросети более 10%, подобрать другой набор обучающих выборок по выборкам исходных данных.

4.6. Из локального адреса CKSIS\DOC\Работа № 5. Создание, обучение и тестирование нейросетей файл Result.docx направить в соответствии с календарным планом на адрес fadeevnn@mpei.ru. Не использовать архиваторы для этого файла. В письме обязательно указать группу, фамилию, имя, отчество (на русском языке). После получения с адреса fadeevnn@mpei.ru оценки допустимо доработать результат и прислать на адрес fadeevnn@mpei.ru файл Result.docx в целях повышения оценки.

4.7. Консультации по ходу выполнения лабораторной работы № 5 – по адресу fadeevnn@mpei.ru.

4.8. Соответствие общих ошибок нейросети и оценки за лабораторную работу № 5 приведено в табл. 22.

Таблица 22

Соответствие общих ошибок нейросети и
оценки за лабораторную работу № 5

Общая ошибка нейросети		Оценка
Однозначность	Неоднозначность	
10% и менее	10% и менее	Отлично
[20%, 10%)	[20%, 10%)	Хорошо
[50%, 20%)	[50%, 20%)	Удовлетворительно
Более 50% или данные отсутствуют	Более 50% или данные отсутствуют	Не удовлетворительно

Ограничения в пространстве (μ_{\max} , μ_{\min} , μ_0)

№ варианта	μ_{\max}	μ_{\min}	μ_0
1	1.0–0.61	0.00	0.60
2	1.0–0.63	0.00	0.62
3	1.0–0.65	0.00	0.64
4	1.0–0.67	0.00	0.66
5	1.0–0.69	0.00	0.68
6	1.0–0.70	0.00	0.70
7	1.0–0.50	0.40	0.50
8	1.0–0.52	0.40	0.52
9	1.00–0.56	0.40	0.56
10	1.00–0.58	0.40	0.58
11	1.00–0.60	0.40	0.60
12	1.00–0.62	0.40	0.62
14	1.00–0.64	0.40	0.64
15	1.00–0.66	0.40	0.66
16	1.00–0.68	0.40	0.68
17	1.00–0.70	0.40	0.70
18	1.00–0.72	0.40	0.72
19	1.0–0.51	0.50	0.50
20	1.0–0.55	0.54	0.54
21	1.0–0.57	0.56	0.56
22	1.0–0.59	0.58	0.58
23	1.00–0.61	0.60	0.60
24	1.00–0.63	0.62	0.62
25	1.00–0.65	0.64	0.64
26	1.00–0.67	0.66	0.66
27	1.00–0.69	0.68	0.68
28	1.00–0.71	0.70	0.70
29	1.00–0.73	0.72	0.72
30	1.00–0.75	0.74	0.74
31	1.00–0.77	0.76	0.76
32	1.00–0.79	0.78	0.78
33	1.00–0.81	0.80	0.80
34	1.00–0.83	0.82	0.82
35	1.00–0.85	0.84	0.84
36	1.00–0.87	0.86	0.86

37	1.00–0.89	0.88	0.88
38	1.00–0.91	0.90	0.90
39	1.00–0.93	0.92	0.92
40	1.00–0.95	0.94	0.94
41	1.00–0.21	0.20	0.20
42	1.00–0.23	0.22	0.22
43	1.00–0.25	0.24	0.24
44	1.00–0.27	0.26	0.26
45	1.00–0.29	0.28	0.28
46	1.00–0.31	0.30	0.30
47	1.00–0.33	0.32	0.32
48	1.00–0.35	0.34	0.34
49	1.00–0.37	0.36	0.36
50	1.00–0.39	0.38	0.38
51	1.00–0.41	0.40	0.40
52	1.00–0.43	0.42	0.42
53	1.00–0.45	0.44	0.44
54	1.00–0.47	0.46	0.46
55	1.00–0.49	0.48	0.48

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Рассмотрена технология создания, обучения и тестирования нейросетей. Она позволяет избавиться от неоднозначности на этапе проектирования системы управления, и далее, на этапе эксплуатации, имеется возможность использовать важное свойство нейросетей – самообучение.

Показано определение наборов обучающих выборок для нейросетей с учетом факторов целенаправленности.

Показана идентичность управления простейшим процессом в рамках моделей представления знаний: нечеткая и нейросетевая.

Указан путь получения сходимости общей ошибки нейросети к заданной при достижении числа нейронов в слое до 6 при 3 скрытых слоях.

Лабораторная работа обеспечивает достижение запланированных результаты обучения по дисциплине: знать – Neuroph Studio для разработок в рамках нейросетевой модели представления знаний; уметь – создавать, обучать и тестировать нейросети с помощью Neuroph Studio с достижением заданных ошибок обучения и тестирования нейросетей.

СПИСОК РЕКОМЕНДУЕМОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

Список цитируемой литературы:

1. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс – Neural Networks: A Comprehensive Foundation. – 2–е. / С. Хайкин.– М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
 2. Галушкин, А.И. Нейронные сети: основы теории / А.И. Галушкин. – М.: Горячая линия – Телеком, 2010. – 480 с.
 3. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского / С. Осовский. – М.: Горячая линия – Телеком, 2017. – 448 с. – Изд. 2–е, доп.
 4. Фадеев, Н.Н. Информатика. Представление данных и знаний. Конспект лекций: учеб. пособие / Н.Н. Фадеев. – М.: Издательство МЭИ, 2017. – 76 с.
- Электронные ресурсы:
5. URL: [Искусственные нейронные сети](#), Федорук В.Г.
 6. URL: <http://cks.mpei.ru>, система сертификации знаний (CKS), Фадеев Н.Н.
 7. URL: <http://neuroph.sourceforge.net>, программа Neuroph Studio™.

ПРИЛОЖЕНИЕ

СПИСОК ТОРГОВЫХ МАРОК

Операционная система Windows™ (™ Microsoft Corporation).
Программа Neuroph Studio™ (™ AI Lab at Faculty of organizational sciences, University of Belgrade, Serbia).
Программа Oracle Java™ (™ Oracle Corporation).

Практическое электронное издание

Фадеев Николай Николаевич

СОЗДАНИЕ, ОБУЧЕНИЕ И ТЕСТИРОВАНИЕ
НЕЙРОСЕТЕЙ

Редактор Е.Б. Бурдюкова