

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«СЕВЕРО-КАВКАЗСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Методические указания

по выполнению практических работ

по дисциплине

«Искусственный интеллект и машинное обучение для планирования и управления режимами»

для студентов направления подготовки /специальности

13.04.02 «Электроэнергетика и электротехника»,

Магистерская программа «Мониторинг и управление режимами электрических сетей на базе интеллектуальных информационно-измерительных систем и технологий "

(ЭЛЕКТРОННЫЙ ДОКУМЕНТ)

Методические указания по практическим занятиям составлены в соответствии с требованиями рабочей программы дисциплины «Искусственный интеллект и машинное обучение для планирования и управления режимами» и Положения об учебно-методическом комплексе дисциплины к подготовке выпускника для получения квалификации: магистр. Утверждены на заседании кафедры АЭСиЭ (протокол №_ от "___" _____ 20__ г.).

Предназначены для студентов, обучающихся по направлению 13.04.02 «Электроэнергетика и электротехника», Магистерская программа "Мониторинг и управление режимами электрических сетей на базе интеллектуальных информационно-измерительных систем и технологий"

Составитель:

Доцент кафедры АЭС и Э, канд.техн.наук, Степанова А.А.

Содержание

Практическая работа 1. Математическое моделирование нейрона	4
Практическая работа 2. Применение нейронных сетей для аппроксимации неизвестных функций.	10
Практическая работа 3. Применение нейронных сетей для исследования временны рядов для прогнозирования электропотребления	29
Практическая работа 4. Решение задачи классификации на примере классификации отказов электротехнического оборудования	43
Практическая работа 5. Логическое программирование. Логика предикатов.	60
Практическая работа 6. Построение функции принадлежности нечеткого множества	67
Нечеткая и лингвистические переменные. Формы представления функции принадлежности и нечеткий вывод	68
Решение типовых задач	70
Практическая работа 7. Нечеткие системы управления	77
Практическая работа 8. Реализация генетического алгоритма	82
Практическая работа 9. Применение методов искусственного интеллекта для решений задач электроэнергетики	86

Практическая работа 1. Математическое моделирование нейрона

Цель работы: Изучить математическую модель нейрона.

Математический нейрон был предложен американскими учеными Уорреном Мак-Каллоком и Вальтером Питтсом в 1943г.

Математический нейрон – это математическая модель биологического нейрона мозга. Его изображают в виде кружочка со стрелками, обозначающими входы и выход. На рис.1 математический нейрон имеет J входов и один выход.

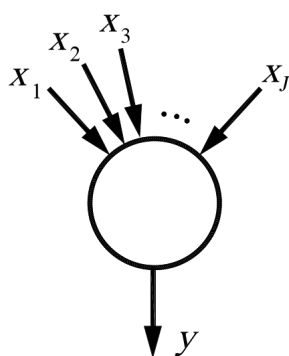


Рис. 1. Математический нейрон Мак-Каллока – Питтса

Через входы математический нейрон принимает входные сигналы x_j , которые суммирует, умножая каждый входной сигнал на некоторый весовой коэффициент w_j :

$$S = \sum_{j=1}^J w_j x_j. \quad (1)$$

Затем математический нейрон формирует свой выходной сигнал согласно правилу:

$$y = \begin{cases} 1, & \text{если } S \geq \theta \\ 0, & \text{если } S < \theta \end{cases}, \quad (2)$$

в котором величину θ называют порогом чувствительности нейрона.

Таким образом, математический нейрон может существовать в двух состояниях. Если взвешенная сумма входных сигналов S меньше порога θ , то

его выходной сигнал y равен нулю. В этом случае говорят, что нейрон не возбужден. Если же входные сигналы достаточно интенсивны и их взвешенная сумма достигает порога чувствительности θ , то нейрон переходит в возбужденное состояние, и на его выходе, согласно формуле (2), образуется сигнал $y=1$.

Весовые коэффициенты w_j имитируют электропроводность нервных волокон – силу синаптических связей между нейронами. Чем эти силы выше, тем больше вероятность перехода нейрона в возбужденное состояние. С другой стороны, вероятность перехода нейрона в возбужденное состояния повышается при уменьшении порога чувствительности θ .

Логическая функция (2) называется активационной функцией нейрона. Ее графическое изображение имеет вид, представленный на рис.2. За этот вид ее иногда называют «функцией-ступенькой».

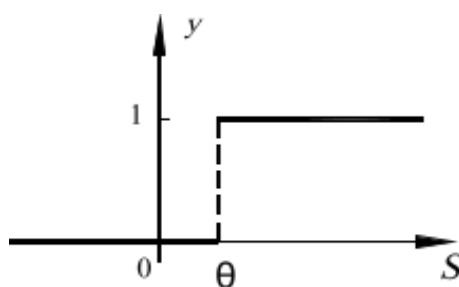


Рис. 2. Активационная функция нейрона: «ступенька»

С помощью математического нейрона можно моделировать различные логические функции, например, функцию логического умножения «И» («AND»), функцию логического сложения «ИЛИ» («OR») и функцию логического отрицания «НЕТ» («NOT»). Таблицы истинности этих логических функций приведены на рис.3.

x_1	x_2	y
0	0	0
0	1	0
1	0	0
1	1	1

«И»

x_1	x_2	y
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

«ИЛИ»

x	y
0	1
1	0

«НЕТ»

Рис. 3. Таблицы истинности логических функций

С помощью этих таблиц и формул (1)-(2) нетрудно убедиться, что математический нейрон, имеющий два входа с единичными силами синаптических связей $w_1 = w_2 = 1$, моделирует функцию логического умножения

«И» при $\theta = 2$, Этот же нейрон моделирует функцию логического сложения «ИЛИ» при задании $\theta = 1$. Математический нейрон с одним входом моделирует функцию «НЕТ» при задании $w = -1$ и $\theta = 0$.

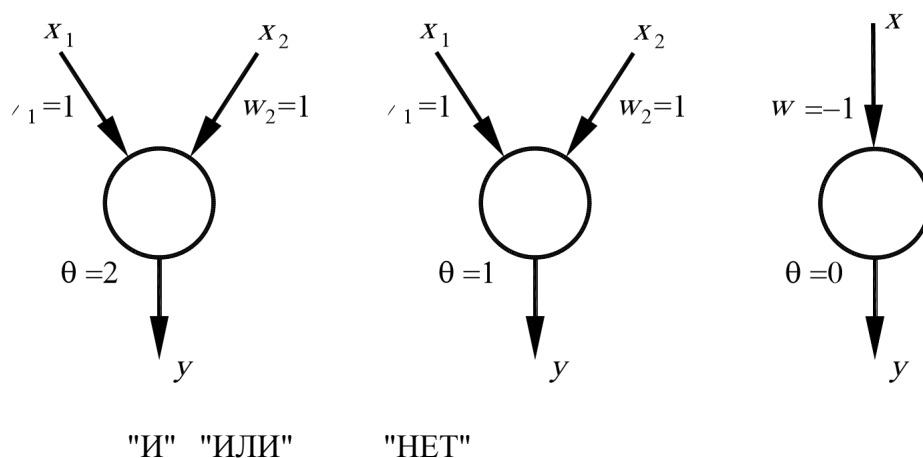


Рис.4. Математические нейроны, моделирующие логические функции

Однако существуют логические функции, которые невозможно моделировать с помощью математического нейрона Мак-Каллока – Питтса. Такой логической функцией является «Исключающее ИЛИ», таблица истинности которой приведена на рис. 5.

x_1	x_2	y
-------	-------	-----

0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

Рис.5. Таблица истинности функции «Исключающее ИЛИ»

Задачи, которые подобно проблеме «Исключающего ИЛИ» с помощью однослойного персептрона решены быть не могут, называют *линейно неразделимыми задачами*. В свое время ученые потратили немало сил и средств, пытаясь решить такие задачи, ошибочно полагая, что причина их неудач состоит в недостаточной мощности существующих компьютеров и в недостаточном количестве совершенных попыток.

По-видимому, нечто подобное может случиться и с Вами при выполнении лабораторной работы №1. Подобрав значения синаптических весов w_1 , w_2 и порога θ , Вы успешно справляетесь с моделированием логических функций «И» и «ИЛИ», тогда как попытки моделирования функции «Исключающее ИЛИ» к успеху не приводят.

В заключение отметим, что в современной литературе иногда вместо понятия порога чувствительности нейрона θ используют термин *нейронное смещение* b , которое отличается от порога θ только знаком: $b = -\theta$. Если величину b добавить к сумме (1):

$$S = \sum_{j=1}^J w_j x_j + b, \quad (3)$$

то пороговая активационная функция нейрона примет вид:

$$y = \begin{cases} 1, & \text{если } S \geq 0; \\ 0, & \text{если } S < 0, \end{cases} \quad (4)$$

Графическое представление этой активационной функции приведено на рис. 6, а.

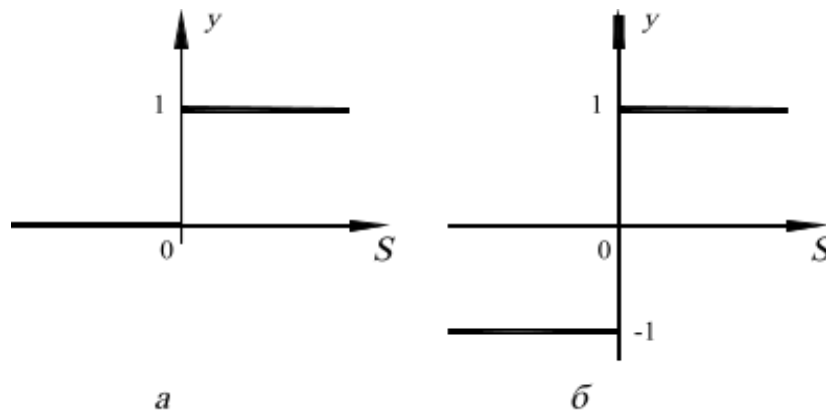


Рис. 6. Пороговые активационные функции нейрона, заданные формулами:
а – (4); б – (5)

Еще более симметричный вид, представленный на рис. 6, б, активационная функция нейрона приобретает при использовании формулы:

$$y = \begin{cases} 1, & \text{если } S \geq 0; \\ -1, & \text{если } S < 0, \end{cases} \quad (5)$$

В формуле (3) нейронное смещение b можно рассматривать как вес w_0 некоторого дополнительного входного сигнала x_0 , величина которого всегда равна единице:

$$S = \sum_{j=1}^J w_j x_j + w_0 x_0 = \sum_{j=0}^J w_j x_j \quad (6)$$

Нейрон с дополнительным входом x_0 изображен на рис. 7.

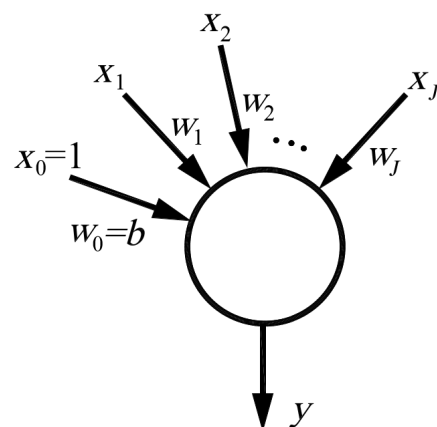


Рис. 7. Нейронное смещение b интерпретируется как вес дополнительного входа w_0 , сигнал которого x_0 всегда равен 1

Задание: В приложенном симуляторе подобрать параметры нейронов для предложенных функций.

Содержание отчета:

- Скриншоты выполненных заданий
- Выводы

Практическая работа 2. Применение нейронных сетей для аппроксимации неизвестных функций.

Цель работы: Изучить особенности применения нейронных сетей для моделирования систем с неизвестной структурой.

Введение

При постановке и решении задач моделирования пользуются понятием “черного ящика”.

Черным ящиком называют систему, внутреннее содержание которой неизвестно наблюдателю, а наблюдению доступны только вход $\bar{X}$ и выход $\bar{Y}$ системы.



Рисунок В.1 – Условное изображение черного ящика

Целью исследования черного ящика является построение математической модели этого объекта, т.е. определение зависимости, связывающей вход и выход системы.

Если осуществить достаточно длительный эксперимент, в котором на вход черного ящика подаются различные входные воздействия $\bar{X}$ и наблюдаются соответствующие им реакции $\bar{Y}$ системы, то после анализа результатов эксперимента можно, несмотря на незнание внутренней структуры системы, составить правильное представление о ее поведении. Это дает возможность сделать достаточно достоверное предсказание поведения системы в непроверенных условиях.

Компоненты вектора $\bar{X}$ называют *факторами или предикторами* (т.е. предсказателями), реакцию системы $\bar{Y}$ - *откликом*. Ограничимся случаем, когда выходной параметр Y – скалярная величина. Неизвестную функцию

$y = \varphi(x_1, x_2, \dots, x_n)$, которая, как мы предполагаем, связывает $\bar{X}$ и Y , назовем *функцией отклика*, а ее график – *поверхностью отклика*.

Итак, описание функционирования черного ящика сводится к модели, устанавливающей соответствие между входами и выходом системы или, что то же, между *факторами* и *функцией отклика*.

Построение модели системы по результатам описанного эксперимента называют *идентификацией* черного ящика.

Пример: моделирование системы с одним входом и одним выходом. Это знакомая задача об аппроксимации экспериментальной зависимости в случае, когда даны n значений $(x_i, y_i), i = 1, 2, \dots, n$, а вид сглаживающей функции по условию неизвестен.

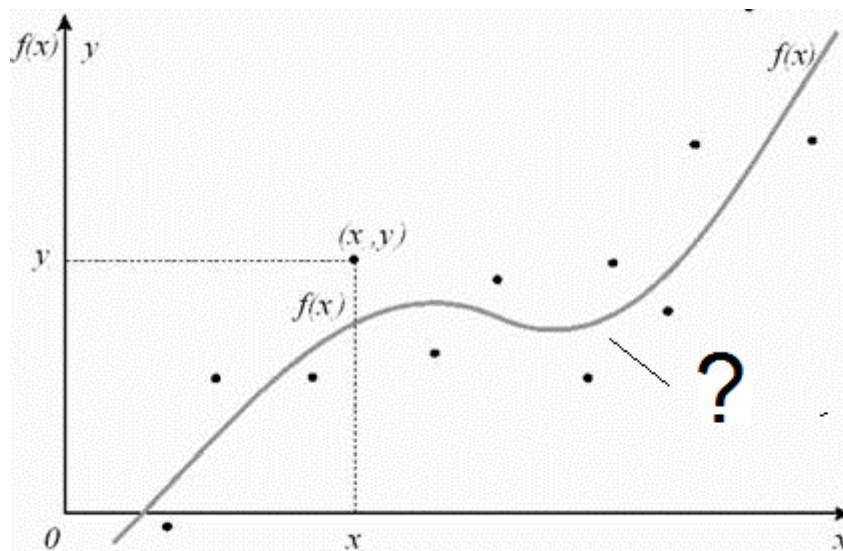


Рисунок В.2 – Аппроксимация неизвестной функции

По данным эксперимента (не привлекая дополнительных данных) нельзя сделать общие выводы о внутренней структуре системы, так как одинаковым поведением могут обладать различные по своей структуре системы. Например, одно и то же соотношение между входами и выходами может согласовываться с несколькими математическими выражениями.

Пусть, например, мы последовательно подаем на вход системы целые числа 1,2,3,4,5,6 и получаем на выходе числа 2,4,6,8,10,12. Разумно предположить, что для любого входного значения n на выходе появляется число $2n$ и следующими на выходе будут числа 14, 16., 18,..., $2n$. Однако результаты опыта столь же хорошо согласуются с формулой $2n+(n-1)(n-2)(n-3)(n-4)(n-5)(n-6)$.

Основываясь на ней, можно предсказать, что следующими числами в выходной последовательности будут 734, 5056 и т.д. - результат, резко отличающийся от предыдущего.

В этом и заключается проблема идентификации черного ящика – основная проблема моделирования.

В настоящей работе рассматривается способ идентификации черного ящика, который не требует никаких предположений о внутреннем содержании системы. Он основан на использовании искусственных нейронных сетей и позволяет получить функциональный аналог черного ящика, практическое применение которого не требует знания его структуры.

1.1 Краткие теоретические сведения о нейронных сетях

Нейронная сеть представляет собой совокупность формальных нейронов, определенным образом связанных между собой. Это сильно упрощенная модель коры головного мозга человека.

Формальный нейрон (далее - нейрон) моделирует некоторые функции своего прототипа - биологического нейрона. Он имеет некоторое количество входов (синапсов), на которые поступают входные сигналы x_i , и один выход (аксон), с которого снимается выходной сигнал y . Каждый синапс имеет вес w_i , на который умножается входной сигнал x_i .

Структура нейрона представлена на рисунке 1.1.

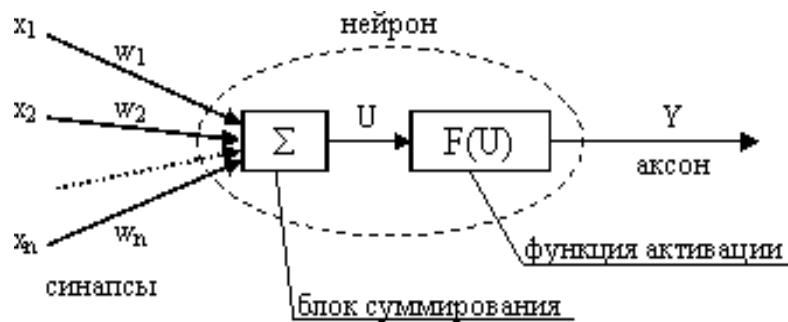


Рисунок 1.1 – Структура нейрона

Внутри нейрона можно выделить блок суммирования, определяющий взвешенную сумму всех входных сигналов

$$U = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i \quad (1.1)$$

и блок функции активации $Y = F(U)$.

Формальный нейрон функционирует за два такта:

- 1) суммирование входных сигналов;
- 2) вычисление Y по функции активации.

Функция активации должна удовлетворять двум условиям:

- 1) $|F(U)| < 1$ при любом U ,
- 2) функция должна быть монотонной неубывающей.

Наиболее часто в качестве функций активации используются следующие функции:

- 1) ступенчатая функция

$$F(U) = \begin{cases} 1, & \text{если } U \geq \alpha \\ 0, & \text{если } U < \alpha, \end{cases} \quad (1.2)$$

- 2) сигмоидная функция (рисунок 1.2,а)

$$F(U) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha U}}. \quad (1.3)$$

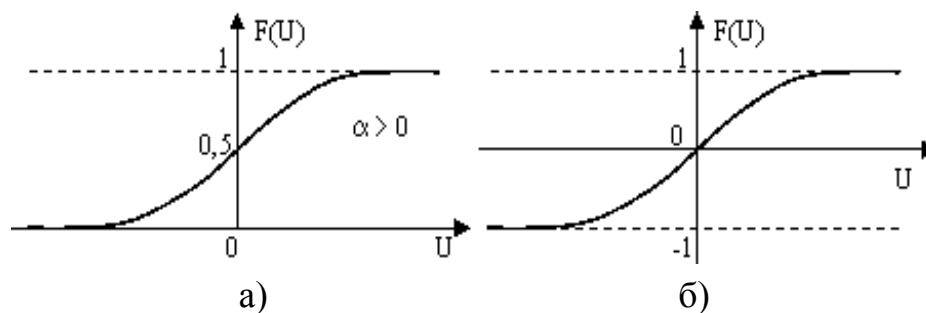


Рисунок 1.2 – Функции активации

3) гиперболический тангенс (рисунок 2,б)

$$F(U) = th(U) = \frac{e^U - e^{-U}}{e^U + e^{-U}} \quad (1.4)$$

4) гладкие сжимающие функции

$$F(U) = \frac{U + Q}{|U + Q| + \alpha}, \quad (1.5)$$

где Q – порог (смещение),

α - параметр, определяющий крутизну статической характеристики нейрона.

Нейроны образуют нейронные сети путем соединения синапсов с аксонами. Наиболее распространенными и хорошо изученными являются трехслойные НС, состоящие из трех слоев нейронов: входного, скрытого и выходного (рисунок 1.3). Это пример НС с 3 входными, 4 скрытыми и 2 выходными нейронами. Такая НС для краткости обозначается как (3-4-2).

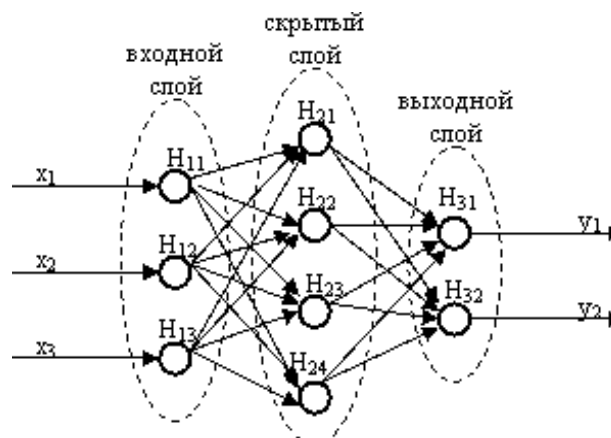


Рисунок 1.3 – Нейронная сеть вида (3-4-2)

Нейроны входного слоя имеют только по одному синапсу. Количество нейронов входного слоя соответствует количеству входных переменных сети X . Нейроны этого слоя нужны только для распределения входных сигналов по нейронам скрытого слоя, суммирования и вычисления функции активации в них не происходит. Количество нейронов в скрытом слое может быть различным и часто подбирается экспериментально. Недостаточное или избыточное количество нейронов в скрытом слое приводит к ухудшению точности аппроксимации. Кроме того, избыточное количество усложняет сеть и уменьшает быстродействие. Нейроны выходного слоя формируют выходные сигналы, их количество соответствует количеству выходов Y .

Данные сети относятся к сетям прямого распространения, поскольку в них входные сигналы последовательно проходят через все нейроны и после преобразований напрямую подаются на выходы. Выходной сигнал y_{ij} каждого j -го нейрона в i -м слое определяется как

$$y_{ij} = F\left(\sum_{k=1}^{n(i-1)} w_{ij}^k \cdot y_{i-1,k}\right), \quad (1.6)$$

где $n(i)$ – число нейронов в i -м слое.

Наиболее популярный класс многослойных сетей прямого распространения образуют многослойные персептроны (MLP), в которых каждый вычислительный элемент использует пороговую или сигмоидальную функцию активации. Многослойный персептрон может формировать сколь угодно сложные границы принятия решения и реализовывать произвольные булевы функции.

Нейронные сети способны аппроксимировать любые функции

$$Y = F(X), \quad (1.7)$$

где Y – вектор выходных переменных, X – вектор входных. Их использование позволяет решить задачу о «черном ящике».

Процесс аппроксимации заключается в подборе весовых коэффициентов w_{ij} и называется обучением нейронной сети (НС). То есть НС может функционировать в двух режимах:

1. Режим обучения, когда происходит корректировка весов таким образом, чтобы выходные сигналы наиболее точно соответствовали желаемым.
2. Режим эксплуатации, когда на вход подаются сигналы, а на выходе снимаются результаты вычислений.

От качества обучения НС зависит точность ее работы в режиме эксплуатации.

Схема процесса обучения представлена на рисунке 1.4, где обозначены: $Y_{\text{жел}}$ – желаемые значения выходных сигналов, E – ошибка обучения ($E = Y_{\text{жел}} - Y$), K – корректирующие воздействия (обычно изменения весов Δw_{ij}).

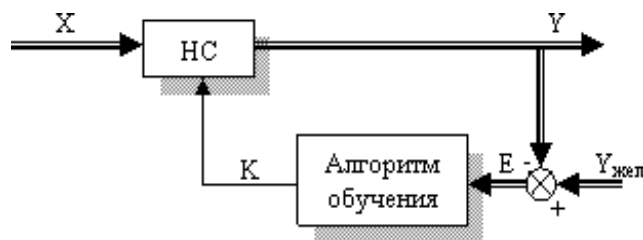


Рисунок 1.4 – Процесс обучения НС

Для обучения НС составляется обучающая выборка входных сигналов и соответствующих им выходных. Выборка может быть разделена на две части: рабочую выборку (на основе которой производится собственно обучение) и тестирующую выборку (для проверки качества обучения).

Далее определяется структура НС. Для трехслойной НС количества входных и выходных нейронов определяются по количествам входных и выходных переменных.

Весам синапсов необученной НС изначально присваиваются произвольные значения. Далее на вход НС подается первый вектор X из рабочей выборки, определяется вектор Y и ошибка обучения E . Исходя из значений вектора E корректируются веса синапсов. Затем подается

следующий вектор X из выборки и т.д. Циклы обучения повторяются многократно, пока качество обучения не станет удовлетворительным (это можно проверить по тестирующей выборке).

Существует несколько методов обучения, которые можно классифицировать по способам использования учителя:

1. Обучение с учителем (коррекция весов производится исходя из сравнения текущего и желаемого выходных векторов);
2. Обучение с последовательным подкреплением знаний (сети не даются желаемые значения выходов, а ставится оценка «хорошо» или «плохо»);
3. Обучение без учителя (сеть сама вырабатывает правила обучения путем выделения особенностей из набора входных данных).

В рассматриваемом случае используется обучение с учителем (обучение на примерах).

Для обучения обычно используется НС с функциями активации сигмоидного типа. Целью обучения по правилу обратного распространения является минимизация ошибки обучения, которая определяется как

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_{\text{вх}}} (Y_i - Y_{\text{жел},i})^2 \quad (1.9)$$

Для уменьшения ошибки веса изменяются по правилу

$$w_{ij} = w_{ij} - \nu \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (1.10)$$

где ν - константа, характеризующая скорость обучения. Данная формула описывает процесс градиентного спуска в пространстве весов.

Алгоритм обратного распространения ошибки состоит из следующих шагов.

Шаг 1. На вход НС подается вектор X из обучающей выборки и вычисляются выходы всех нейронов Y_{ij} .

Шаг 2. Определяется величина градиента ошибки EI для каждого нейрона выходного слоя:

$$EI_{H_j} = (Y_j - Y_{жел,j}) \cdot Y_j \cdot (1 - Y_j), \quad (1.11)$$

где Y_j – выход j -го нейрона выходного слоя.

Шаг 3. Двигаясь от последнего слоя к первому, определяются градиенты EI_{ij} для каждого j -го нейрона каждого i -го слоя:

$$EI_{H_j} = Y_{H_j} \cdot (1 - Y_{H_j}) \cdot \sum_{k=1}^{n(i+1)} EI_{H_{i+1,k}} \cdot w_{i+1,k}^j, \quad (1.12)$$

где k – номер синапса, соединяющего нейрон H_{ij} с нейроном $H_{i+1,k}$ следующего слоя.

Шаг 4. Коррекция весов синапсов:

$$w_{ij}^k = w_{ij}^k - \nu \cdot EI_{H_j} \cdot Y_{H_{i-1,k}}. \quad (1.13)$$

Коррекция весов для входного слоя не производится.

Шаг 5. Если обучающая выборка не закончилась, то шаги 1 – 5 повторяются.

Шаг 6. Определяется величина ошибки E . Если она недостаточно мала, то шаги 1 – 6 повторяются.

Из описанного алгоритма видно, что процесс обучения НС включает два вложенных цикла обучения: внутренний цикл (шаги 1 – 5) повторяется соответственно количеству примеров из обучающей выборки, внешний (шаги 1 – 6) – до тех пор, пока не будет достигнуто удовлетворительное (с точки зрения ошибки E) качество обучения.

После успешного обучения НС может быть протестирована на тестовой выборке. Если ошибка обучения на каждом примере из тестовой выборки удовлетворительна, то НС можно считать обученной и приступать к ее эксплуатации.

Пример одного цикла обучения НС.

В качестве примера можно взять обучающую выборку:

x_1	x_2	y
1	0	2
2	1	6
4	2	16

Здесь x_1 и x_2 – входные параметры НС, y – желаемый выходной параметр.

Поскольку у аппроксимируемой функции два входных параметра и один выходной, то выбирается НС с двумя нейронами во входном слое и одним в выходном. Количество нейронов скрытого слоя примем равным двум, то есть формируется сеть вида 2-2-1 (см. рисунок 1.5).

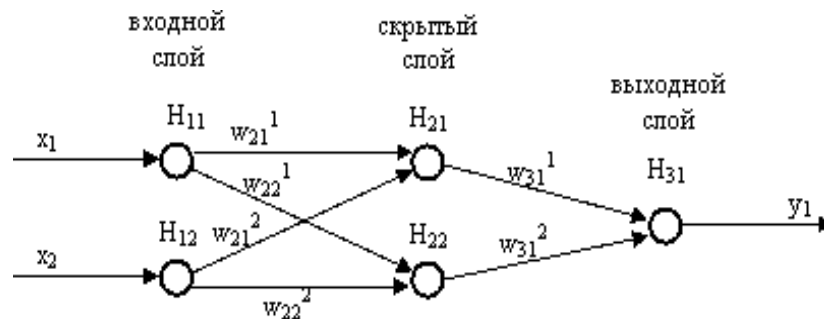


Рисунок 1.5 – Пример НС

В качестве функции активации выбирается сигмоидная функция с коэффициентом $a = 1$. Начальные значения весов синаптических связей принимаются равными 0,5: $w_{21}^1 = w_{22}^1 = w_{21}^2 = w_{22}^2 = w_{31}^1 = w_{31}^2 = 0,5$.

Поскольку исходные значения x_1 , x_2 и y не лежат в пределах $[0, 1]$, их необходимо нормировать, поделив, например, x_1 на 4, x_2 на 2, а y на 16. В результате получена нормированная выборка:

x_1	x_2	y
0,25	0	0,125
0,5	0,5	0,375
1	1	1

Скорость обучения принимается равной $n = 0,2$.

После подготовки можно приступить к обучению.

Шаг 1. На входы НС подается первый вектор входных параметров: $x_1 = 0,25$ и $x_2 = 0$. При этом $y_{\text{жел}} = 0,125$.

Выходы нейронов входного слоя: $Y_{11} = 0,25$, $Y_{12} = 0$.

Для скрытого слоя:

$$U_{21} = w_{21}^1 * Y_{11} + w_{21}^2 * Y_{12} = 0,5 * 0,25 + 0,5 * 0 = 0,125;$$

$$U_{22} = w_{22}^1 * Y_{11} + w_{22}^2 * Y_{12} = 0,5 * 0,25 + 0,5 * 0 = 0,125;$$

$$Y_{21} = 1 / (1 + \exp(-a * U_{21})) = 1 / (1 + \exp(-0,125)) = 0,5312;$$

$$Y_{22} = 1 / (1 + \exp(-a * U_{22})) = 1 / (1 + \exp(-0,125)) = 0,5312.$$

Для выходного слоя:

$$U_{31} = w_{31}^1 * Y_{21} + w_{31}^2 * Y_{22} = 0,5 * 0,5312 + 0,5 * 0,5312 = 0,5312;$$

$$Y_{31} = 1 / (1 + \exp(-a * U_{31})) = 1 / (1 + \exp(-0,5312)) = 0,6298.$$

Шаг 2. Величина градиента для выходного нейрона

$$EI_{31} = (Y_{31} - y_{\text{жел}}) * Y_{31} * (1 - Y_{31}) = (0,6298 - 0,125) * 0,6298 * (1 - 0,6298) = 0,1177.$$

Шаг 3. Величины градиентов для скрытого слоя:

$$EI_{21} = Y_{21} * (1 - Y_{21}) * [EI_{31} * w_{31}^1] = 0,5312 * (1 - 0,5312) * 0,1177 * 0,5 = 0,01466,$$

$$EI_{22} = Y_{22} * (1 - Y_{22}) * [EI_{31} * w_{31}^2] = 0,5312 * (1 - 0,5312) * 0,1177 * 0,5 = 0,01466.$$

Шаг 4. Коррекция весов синапсов:

$$w_{21}^1 = w_{21}^1 - n * Y_{11} * EI_{21} = 0,5 - 0,2 * 0,25 * 0,01466 = 0,4993,$$

$$w_{22}^1 = w_{22}^1 - n * Y_{11} * EI_{22} = 0,5 - 0,2 * 0,25 * 0,01466 = 0,4993,$$

$$w_{21}^2 = w_{21}^2 - n * Y_{12} * EI_{21} = 0,5 - 0,2 * 0 * 0,01466 = 0,5,$$

$$w_{22}^2 = w_{22}^2 - n * Y_{12} * EI_{22} = 0,5 - 0,2 * 0 * 0,01466 = 0,5,$$

$$w_{31}^1 = w_{31}^1 - n * Y_{21} * EI_{31} = 0,5 - 0,2 * 0,5312 * 0,1177 = 0,4875,$$

$$w_{31}^2 = w_{31}^1 - n * Y_{22} * EI_{31} = 0,5 - 0,2 * 0,5312 * 0,1177 = 0,4875.$$

Если при полученных весах на вход НС подать тот же вектор входных параметров, то на выходе будет $y = 0,6267$, что уже ближе к желаемому $y_{\text{жел}} = 0,125$. То есть данный цикл обучения приблизил ответ НС к желаемому на величину $\Delta y = 0,6298 - 0,6267 = 0,0031$.

Поскольку обучающая выборка не закончилась, то шаги 1 – 4 повторяются аналогично для следующего вектора входных параметров

Варианты заданий

Практическая работа выполняется с использованием программного нейроимитатора *Neural Network Wizard (NNW)* в порядке, описанном ниже.

Необходимо:

1) Получить задание согласно варианту (см. табл.).

1	$Y=2x_1+x_2$
2	$Y=x_1^2+x_2$
3	$Y=x_1+x_2^2$
4	$Y=\sqrt{x_1}+x_2$
5	$Y=\sqrt{x_2}+x_1$
6	$Y=2x_1^2+3x_2$
7	$Y=2x_1+2x_2^2$
8	$Y=3x_1+6x_2$
9	$Y=6x_1+2x_2^2$
10	$Y=3x_1^2+3x_2$

ПРИМЕЧАНИЕ. График функции должен находиться в верхней полуплоскости (особенность нейроимитатора *NNW*).

1) Подготовить обучающую выборку средствами приложения Microsoft Excel и оформить ее в виде файла *.csv (не забудьте заменить десятичные запятые на точки). Для первого и второго столбцов выборки сформировать

случайные числа (от 20 наборов). *Примечание: Чтобы создать набор случайных чисел, воспользуйтесь функцией: =СЛЧИС()*100.*

2) В третьем столбце рассчитайте значение заданной функции. *Сохраните файл, выбрав расширение .txt.* Можно создать обучающую выборку “вручную” в виде текстового файла, располагая точки вдоль оси абсцисс более или менее равномерно.

3) Провести обучение нескольких нейронных сетей с помощью нейроимитатора *Neural Network Wizard* с количеством нейронов в скрытом слое, равном 1, 3, 5, 7 и функцией активации «сигмоидная».

4) Проверить качество каждой обученной сети, для чего рассчитать значения выходной переменной по заданной функции и по нейронной сети, затем на графике показать близость каждой обученной модели к исходной.

5) В каждом случае результат представить в виде пары графиков (заданная функция, созданная сетью функция), построенных в одной системе координат.

Порядок работы с Neural Network Wizard

Программный пакет *Neural Network Wizard* может быть использован без предварительной инсталляции. Путь к программе: *Neural Network Wizard\Bin\Wizard.exe.*

Прежде чем запускать программу, необходимо в любом текстовом редакторе подготовить текстовый файл с обучающей выборкой. Пример такого файла для функции $res = s1 + s2$ приведен ниже.

s1	s2	res
0	0	0
1	1	2
2	2	4
3	3	6

4	4	8
5	5	10
6	6	12

В первой строке файла указываются имена входных/выходных переменных: *s1* и *s2* – имена входных переменных, *res* – имя выходной переменной. Далее идут их значения в колонках. Файл сохраняется как текстовый с расширением TXT.

После запуска программы в первом окне задается имя файла. Кнопка «Далее» позволяет перейти к следующему окну (рисунок 1.6).

В новом окне перечислен список доступных полей, взятый из первой строки указанного файла. Для каждого из полей необходимо указать, чем является данная переменная.

Если данная переменная входная, то в группе «Использовать поле как» выбирается вариант «Входное», если выходная – «Целевое». Кроме того, для каждой переменной можно указать вид нормализации (приведения к диапазону $[0,1]$) с соответствующими параметрами. Кнопка «Далее» переводит к следующему окну.

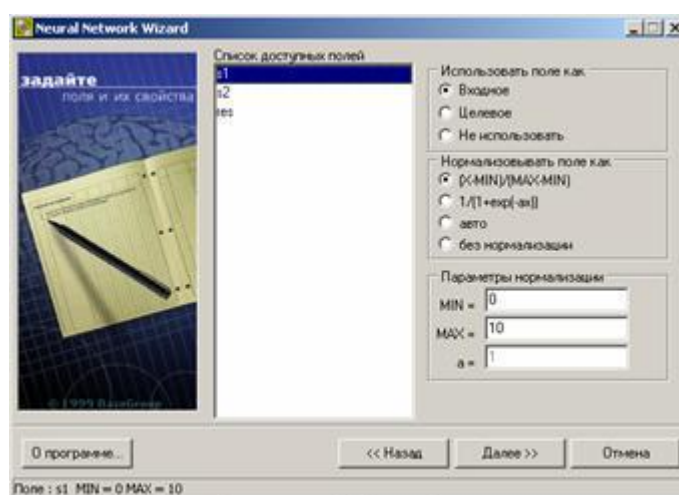


Рисунок 1.6

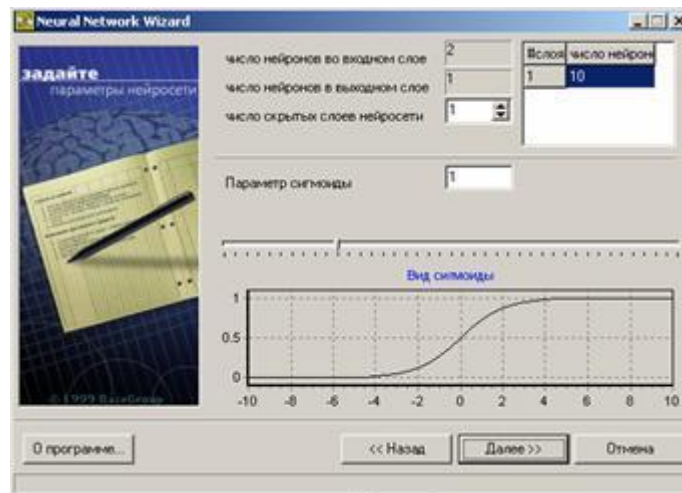


Рисунок 1.7

В данном окне (рисунок 1.7) определяются структура и параметры НС: количество скрытых слоев, количество нейронов в каждом слое, а также вид сигмоидной функции.

В следующем окне (рисунок 1.8) задаются параметры обучения и критерии остановки обучения, если она требуется. Кнопка «Далее» показывает краткий предварительный отчет.

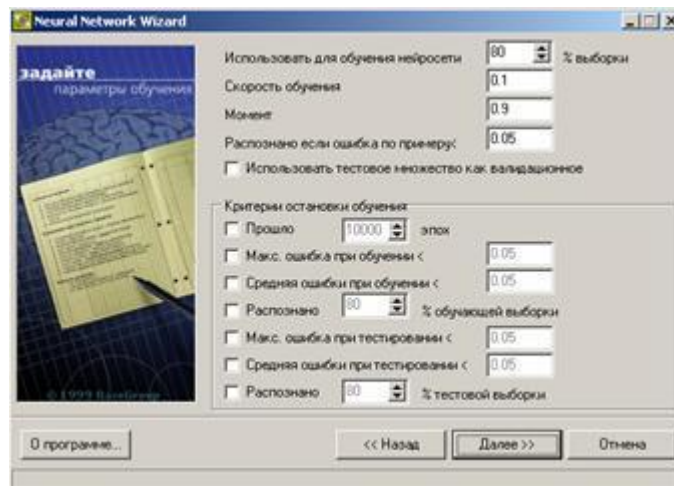


Рисунок 1.8

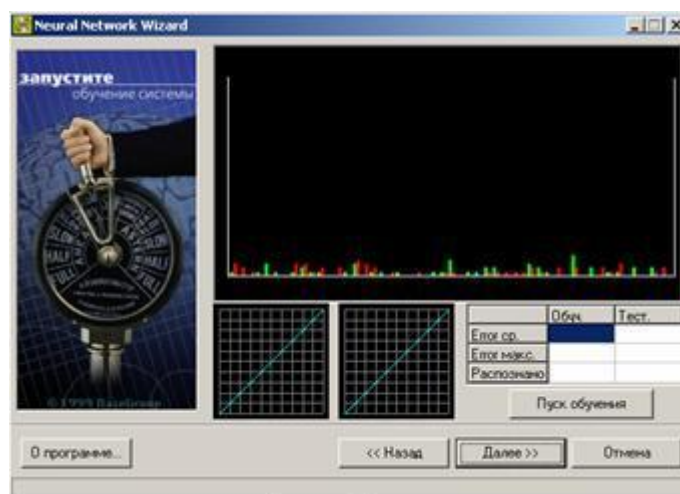


Рисунок 1.9

В следующем окне визуализирован процесс обучения (рисунок 1.9). Чтобы запустить обучение, нажимается кнопка «Пуск обучения». На верхней диаграмме показано распределение ошибки обучения: по горизонтали значение ошибки (чем правее столбец, тем больше ошибка), по вертикали количество примеров из выборки с данной ошибкой.

Зеленые столбцы – ошибка на рабочей обучающей выборке, красные – на тестовой. В процессе обучения столбцы должны стремиться в левую часть диаграммы.

Ниже диаграммы отображается распределение примеров на рабочей и тестовой выборках. Каждый пример изображен здесь точкой. Чем ближе точка к диагонали, тем точнее НС предсказала ее значение.

Остановка обучения происходит либо по ранее указанному критерию, либо с помощью той же кнопки «Пуск обучения».

В следующем окне (рисунок 1.10) предоставляется возможность оценить точность работы НС в эксплуатационном режиме. Для этого в левом поле указывается произвольное значение входного сигнала. После нажатия на кнопку «Расчет» в правом поле появляется рассчитанное сетью значение выходного. Кнопка «Сохранить» позволяет записать параметры обученной сети в виде файла (по умолчанию расширение файла NNW).

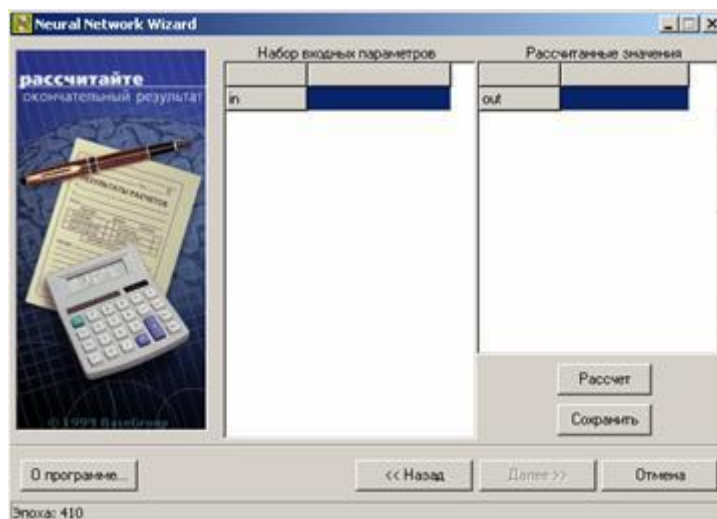


Рисунок 1.10

В данном файле кроме прочих параметров указаны:

Epoch – количество эпох (циклов) обучения,

Layer_* - количество нейронов в соответствующем слое (нейроны нумеруются от 0 до $N-1$),

$W_{i_j_k}$ – веса синапсов (i = номер слоя - 2, j – номер нейрона, k – номер синапса данного нейрона).

Содержание отчета

Результаты оформить в виде отчета. В отчете представить:

1. Цель работы.
2. Задание.
3. Обучающую выборку.
4. Параметры каждой обученной сети: количества нейронов во входном, скрытом и выходном слоях и т.д.,
5. Графики, построенные для заданной функции и обученных моделей .
6. Выводы по результатам работы..

Контрольные вопросы

1. В чем заключается проблема идентификации черного ящика?
2. Что такое нейронная сеть и каковы ее основные свойства?
3. Какова структура нейрона?
4. Какие функции активации могут быть использованы в нейронных сетях?
5. Какие требования предъявляются к функциям активации?
6. Какие функции выполняет входной слой в многослойной сети?
7. Можно ли обучить нейронную сеть без скрытого слоя?
8. В чем заключается обучение нейронных сетей?
9. Чем отличается обучение с учителем от обучения без учителя?
10. Почему входные и выходные сигналы нейронной сети должны быть нормированы, т.е. приведены к диапазону $[0,1]$?

Список литературы

1. Роберт Хехт-Нильсен. Нейрокомпьютинг: история, состояние, перспективы // Открытые системы. -1998. -№ 4-5. -С. 23 - 28.
2. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики. Перцептроны и теория механизмов мозга. -М.: Мир, 1965.
3. Гордиенко Е.К., Лукьяница А.А. Искусственные нейронные сети. I Основные определения и модели// Изв. РАН. Техническая кибернетика. -1994. -№ 5. -С. 79 - 92.
4. Короткий С.Г. Нейронные сети: алгоритм обратного распространения. -ВУТЕ/Россия. -2000. -№ 5. -С. 26-29.
5. Интеллектуальные системы управления с использованием нейронных сетей: учеб. пособие. / В.И. Васильев, Б.Г. Ильясов, С.С. Валеев и др.; Уфимск. гос. авиац. техн. ун-т. Уфа, 1997. -92 с.
6. Куликов Г.Г., Брейкин Т.В., Арьков В.Ю. Интеллектуальные информационные системы: учеб. пособие / Уфимск. гос. авиац. техн. ун-т. -Уфа, 1999. -129 с.

7. Интеллектуальные системы обработки информации на основе нейросетевых технологий: учеб. пособие. / Ю.И. Зозуля, Уфимск. гос. авиац. техн. ун-т. – Уфа. - 2000. 138 с.

Практическая работа 3. Применение нейронных сетей для исследования временных рядов для прогнозирования электропотребления

Порядок исследования нейронных сетей в пакете STATISTICA.

Шаг 1. Вы начинаете со стартовой панели (посмотрите на рис. 1).

В данной панели вы можете выбрать различные виды анализа, которые Вам необходимо выполнить: регрессию, классификацию, прогнозирование временных рядов (с непрерывной и категориальной зависимой переменной), кластерный анализ.

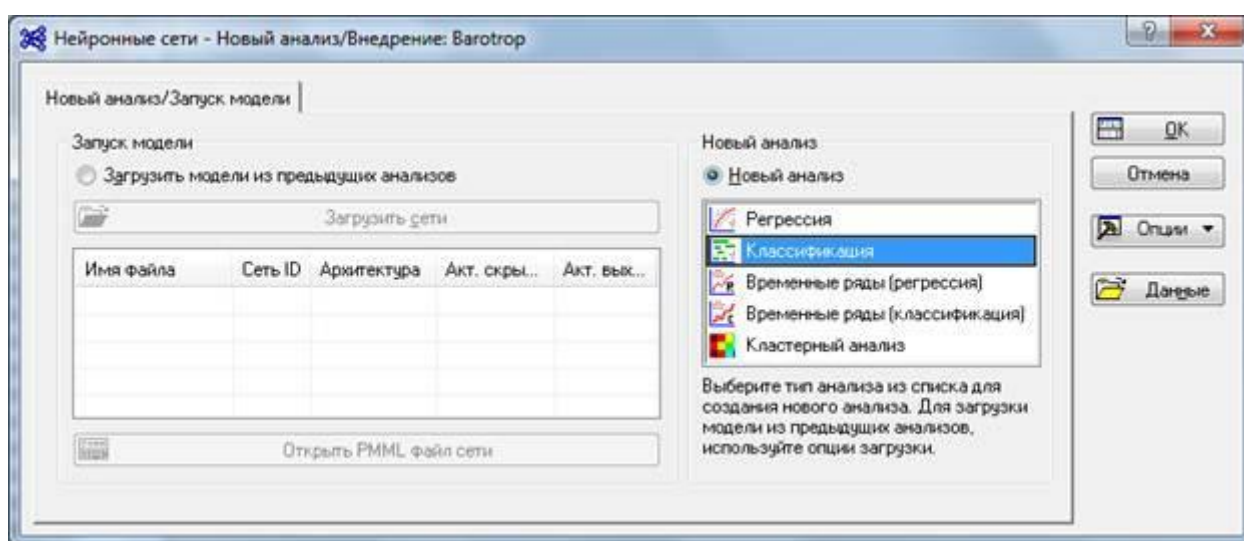


Рис. 1. Стартовая панель STATISTICA Automated Neural Networks (SANN)

Выберите, например, *Временные ряды (регрессия)*, если вы хотите построить прогноз, или *Классификация*, если решается задача классификации.

Нажав кнопку *OK*, перейдем к диалоговому окну выбора данных.

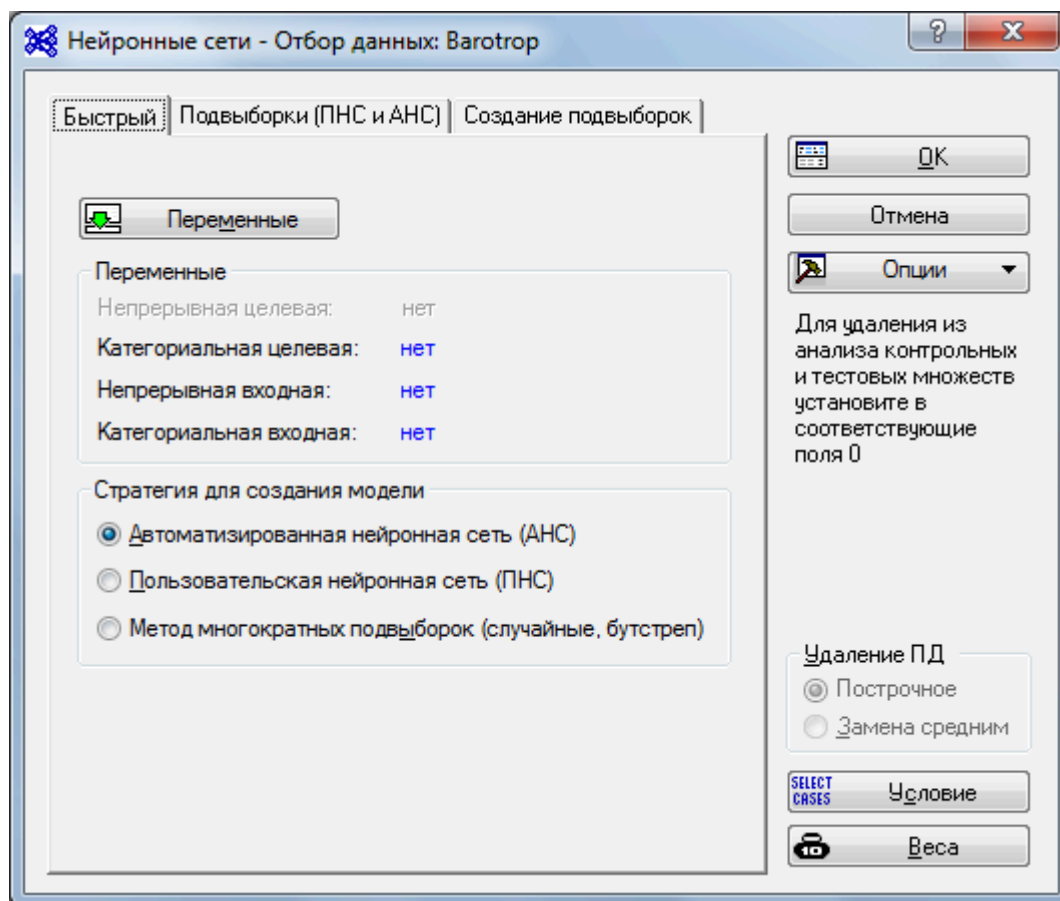


Рис. 2. Диалоговое окно Нейронные сети – Отбор данных - вкладка Быстрый

Шаг 2. На вкладке *Быстрый* следует выбрать необходимые переменные для анализа. Переменные могут быть непрерывными и категориальными, зависимыми и независимыми; кроме того, наблюдения могут принадлежать разным выборкам.

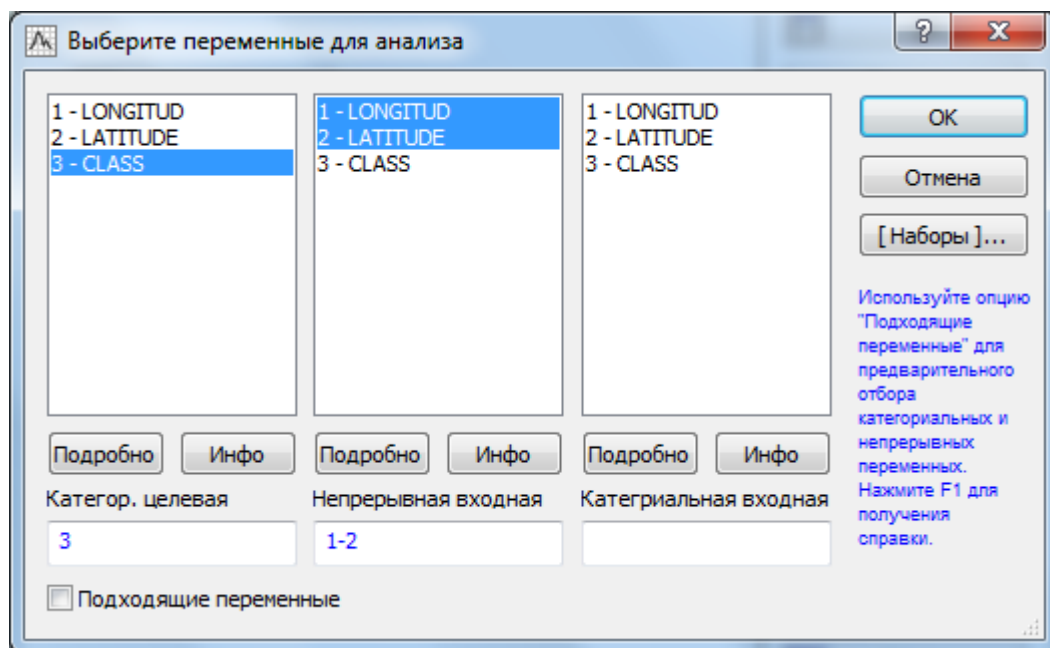


Рис. 3. Окно выбора переменных

Далее следует выбрать стратегию построения нейронной сети.

Для начинающих пользователей рекомендуется выбирать стратегию *Автоматизированная нейронная сеть (АНС)*. Опытный пользователь может с легкостью использовать любую доступную стратегию: *Автоматизированная нейронная сеть (АНС)*, *Пользовательская нейронная сеть (ПНС)* и *Метод многократных подвыборок*. Мы выберем *Автоматизированная нейронная сеть (АНС)*.

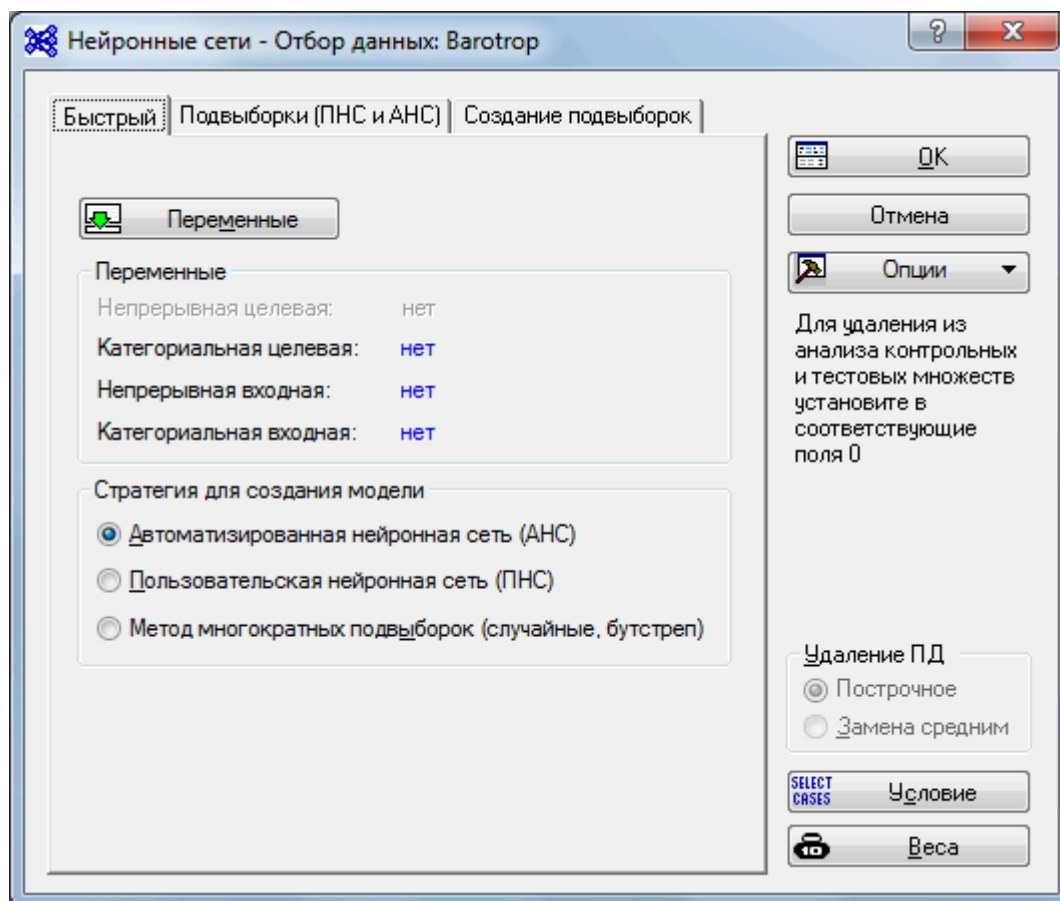


Рис. 4. Диалоговое окно Нейронные сети – Отбор данных - вкладка Быстрый

На вкладке *Подвыборки (ПНС и АНС)* следует задать желаемое разбиение данных на подвыборки: обучающую, контрольную и тестовую. Разбиение можно задавать случайным образом, а можно фиксировать с помощью дополнительной переменной кодов.

В данном случае будем использовать случайное разбиение.

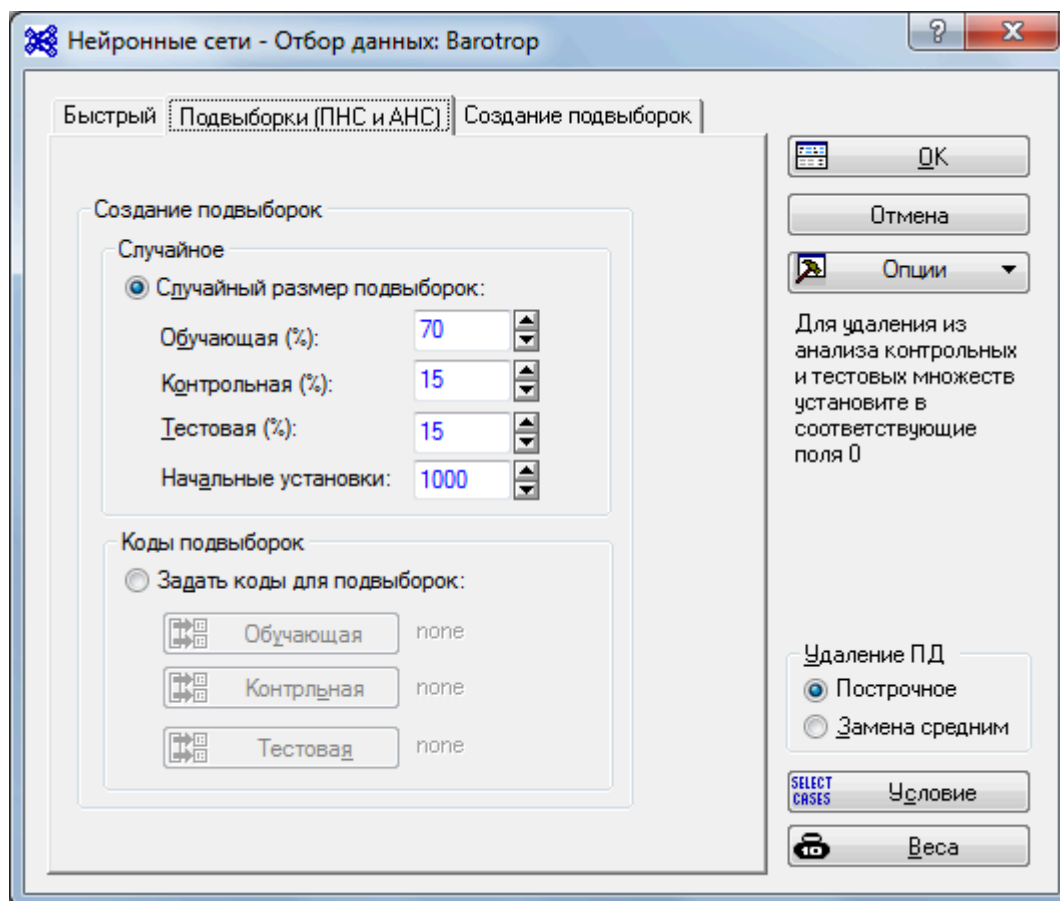


Рис. 5. Диалоговое окно Нейронные сети – Отбор данных - вкладка Подвыборки (АНС и ПНС)

Вкладка *Подвыборки (ПНС и АНС)* предназначена для первых двух стратегий: *Автоматизированная нейронная сеть (АНС)* и *Пользовательская нейронная сеть (ПНС)*; а вкладке *Создание подвыборок* используется для последней стратегии: *Метод многократных подвыборок*.

Нажимаем *ОК* и переходим к шагу задания параметров архитектуры.

Шаг 3. На вкладке *Быстрый* диалогового окна *Автоматизированные нейронные сети* необходимо указать тип сети, количество скрытых нейронов, количество обучаемых и сохраняемых сетей, а также тип используемых функций ошибок.

Программа предлагает следующие типы сетей: многослойные персептроны и сети радиальных базисных функций.

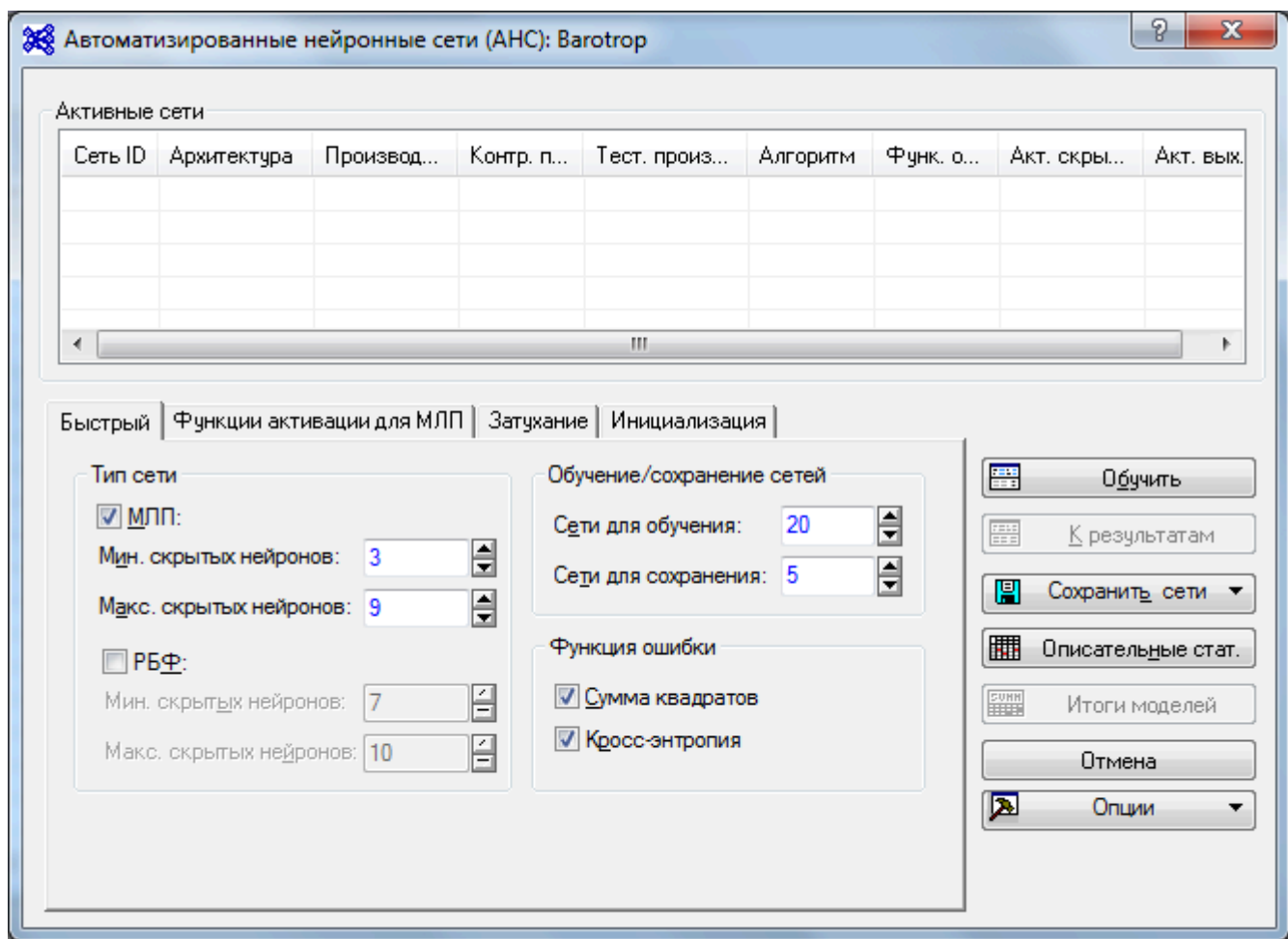


Рис. 6. Диалоговое окно Автоматизированные нейронные сети - вкладка Быстрый

Далее на вкладке *Функции активации для МЛП* задаются типы функций активаций, которые мы хотим использовать в различных нейросетевых моделях на разных слоях многослойных персептронов.

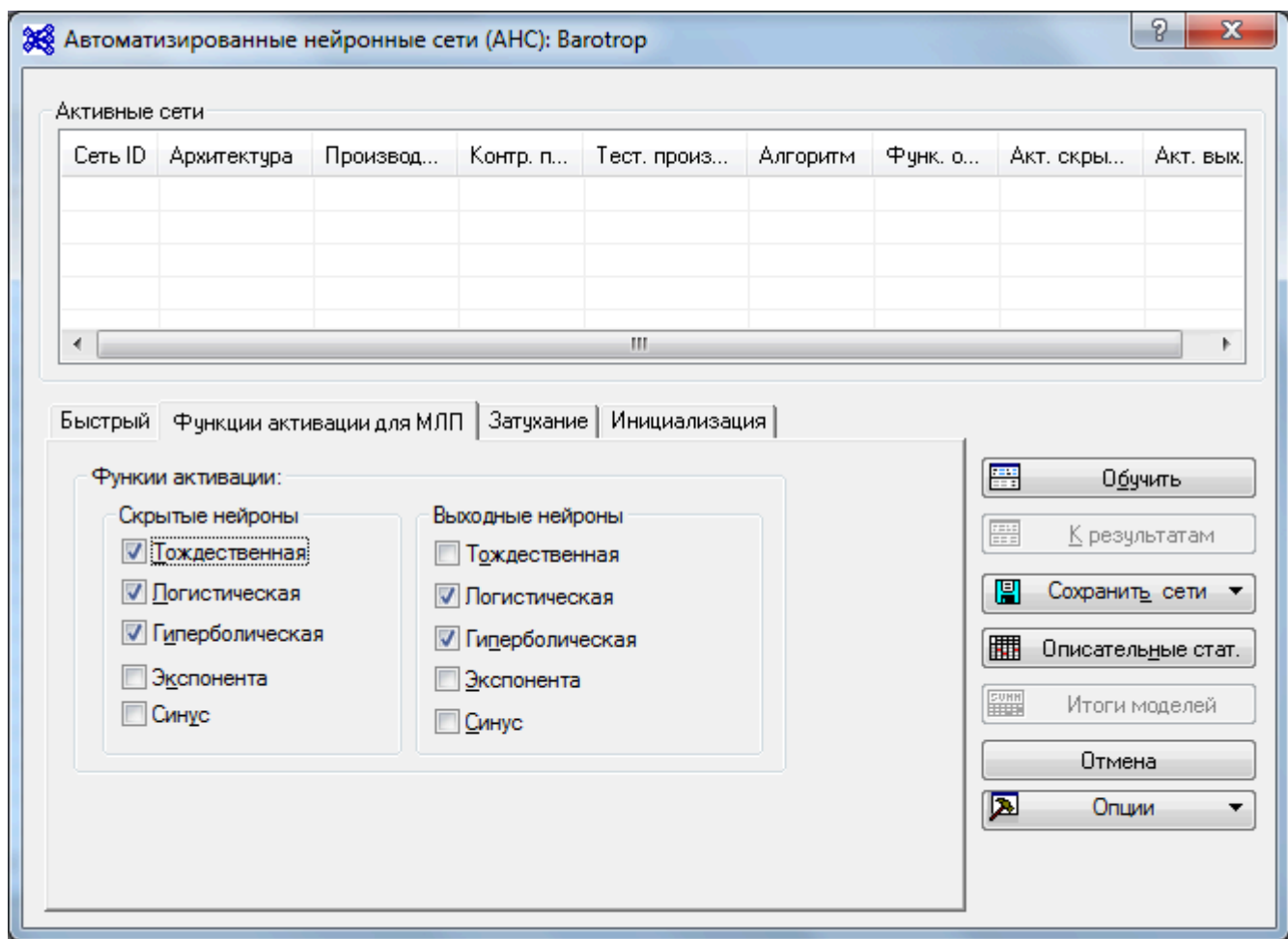


Рис. 7. Диалоговое окно Автоматизированные нейронные сети - вкладка Функции активации для МЛП

На вкладке *Затухание* можно включить опцию регуляризации весов, которая будет регулировать сложность обучаемых сетей. Это полезно, когда задача имеет большое число входных переменных, а также задано большое число нейронов на скрытом слое.

Но в нашем случае мы это использовать не будем.

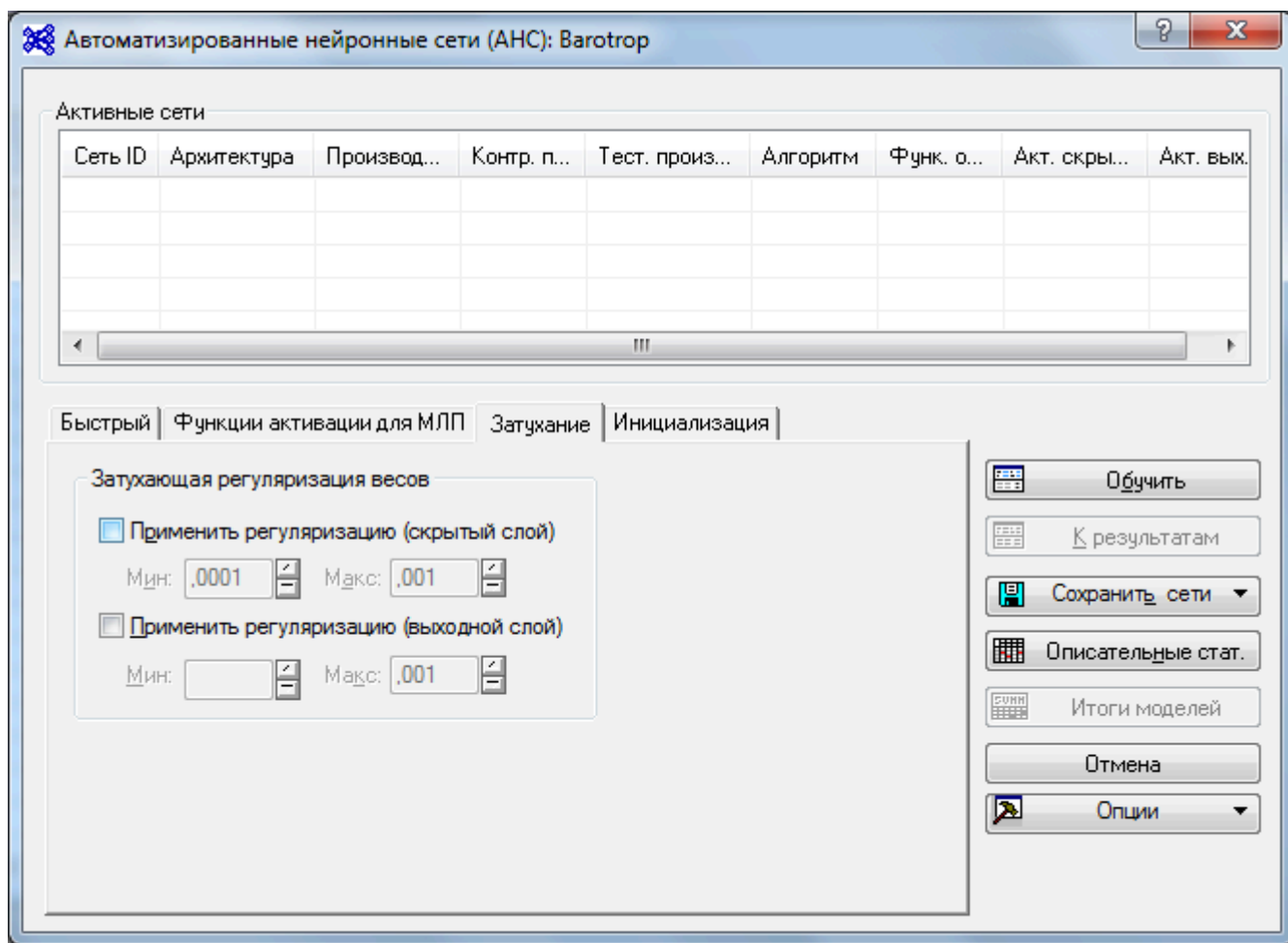


Рис. 8. Диалоговое окно Автоматизированные нейронные сети - вкладка Затухание

Теперь можно перейти к шагу обучения нейронных сетей.

Шаг 4. Запустите процедуру обучения нейронных сетей, нажав кнопку *OK*.

В диалоговом окне, приведенном на рис. 9, отображается некоторая информация о текущей обучаемой нейронной сети. Мы можем анализировать архитектуру сети, смотреть за ходом итераций алгоритма и фиксировать ошибки моделей. Для регрессии используется среднеквадратичная ошибка, для классификации используется процент правильной классификации наблюдений (как в нашем случае).

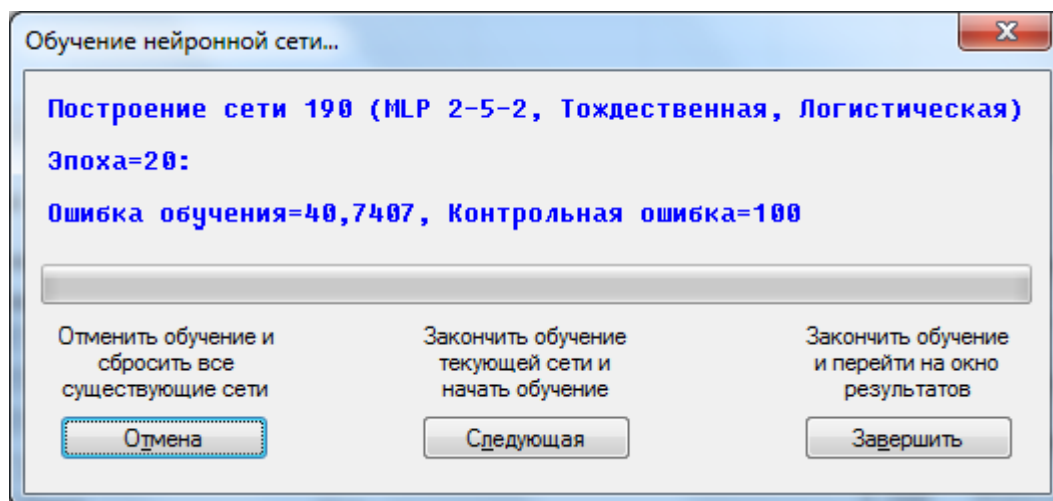


Рис. 9. Диалоговое окно Обучение нейронной сети

Программа автоматически переходит к следующему шагу.

Шаг 5. Анализ результатов. В окне результатов вы можете проанализировать полученные решения. Программа отберет лучшие сети и покажет качество решения.

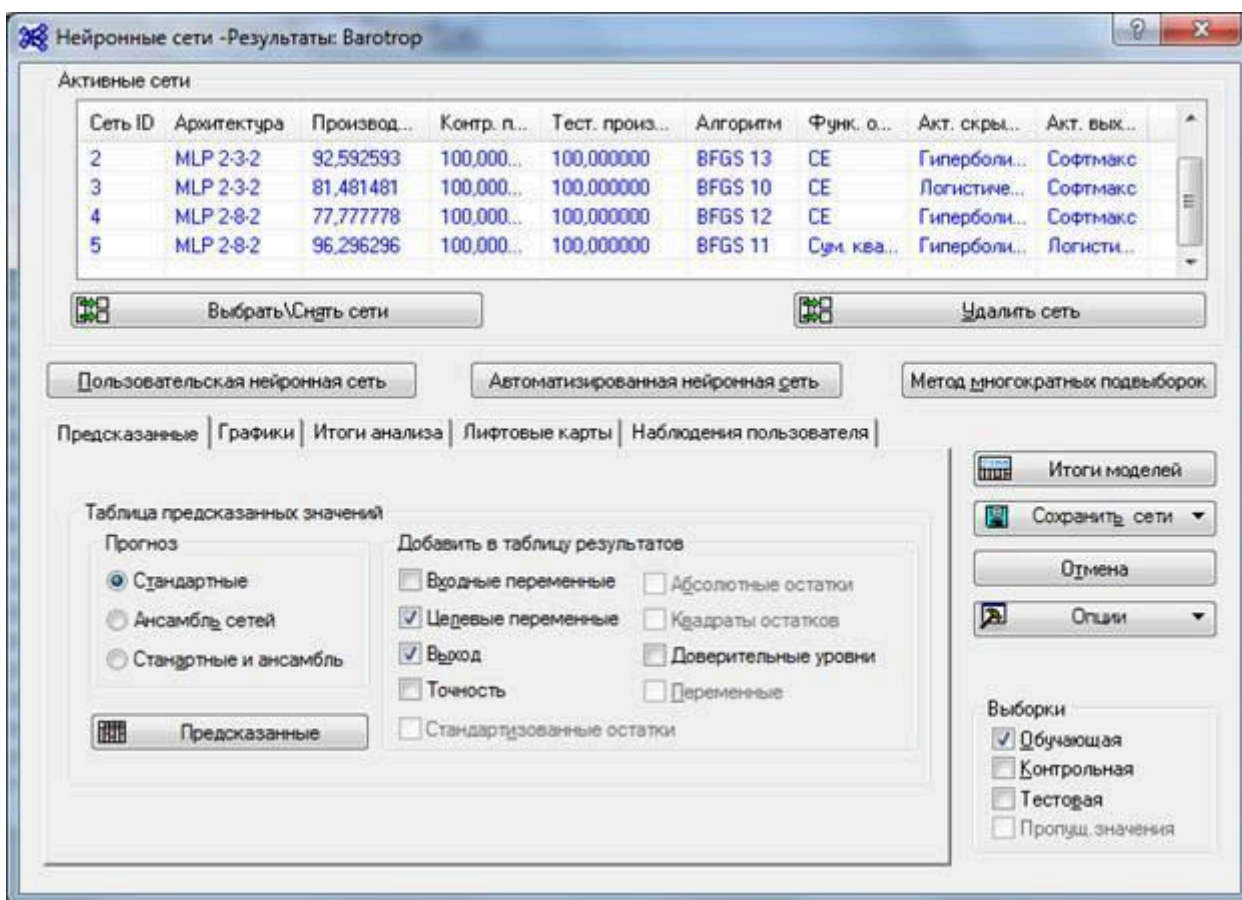


Рис. 10. Диалоговое окно Нейронные сети - Результаты - вкладка Предсказанные

Можно выбрать определенную сеть, лучшую на наш взгляд, с помощью кнопки *Выбрать/Снять сети*.

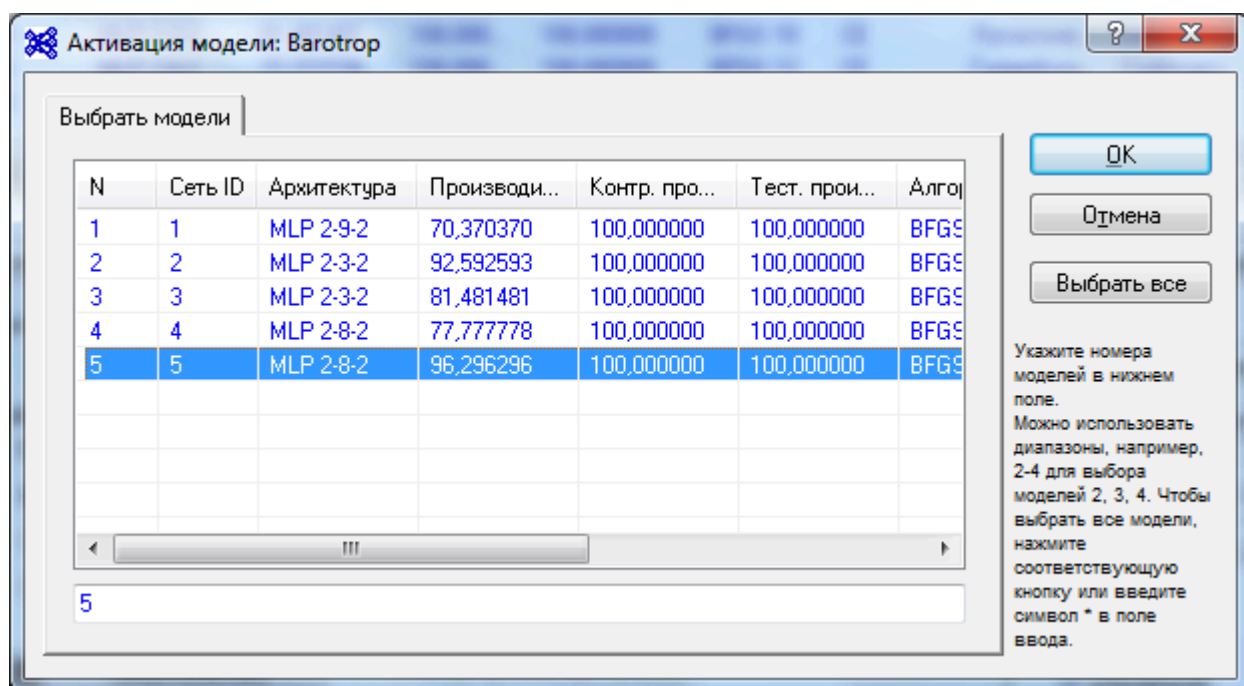


Рис. 11. Диалоговое окно Активация модели

Далее можно вывести всевозможные результаты и проанализировать их для выбранной сети.

Например, одним из способов проверки является сравнение наблюдаемых значений и предсказанных результатов. Сравнение наблюдаемых и предсказанных значений для выбранной сети, например, для обучающей и тестовой выборок.

Наблюд. номер #	Выборка	CLASS Целевая	CLASS - Выход 5. MLP 2-8-2
1	Обучающая	BARO	BARO
2	Обучающая	BARO	BARO
3	Обучающая	BARO	BARO
4	Обучающая	BARO	BARO
5	Обучающая	BARO	BARO
6	Обучающая	BARO	BARO
7	Обучающая	BARO	BARO
8	Обучающая	BARO	BARO
9	Обучающая	BARO	BARO
11	Тестовая	TROP	TROP
12	Обучающая	TROP	TROP
13	Обучающая	TROP	TROP
14	Тестовая	TROP	TROP
15	Обучающая	TROP	TROP

Рис. 12. Таблица наблюдаемых и предсказанных значений

Или посмотреть матрицу ошибок классификации на тестовой выборке:

		CLASS (Итоги классификации) (Barotrop)			
		Выборки: Тестовая			
			CLASS-BARO	CLASS-TROP	CLASS-Все
5.MLP 2-8-2	Все	1,0000	4,0000	5,0000	
	Правильно	1,0000	4,0000	5,0000	
	Неправильно	0,0000	0,0000	0,0000	
	Правильно (%)	100,0000	100,0000	100,0000	
	Неправильно (%)	0,0000	0,0000	0,0000	

Рис. 13. Матрица классификаций

Шаг 6. Сохраните лучшие сети с целью дальнейшего использования, например, для автоматического построения прогнозов.

Для дальнейшего запуска, сети сохраняются в формате PMML.

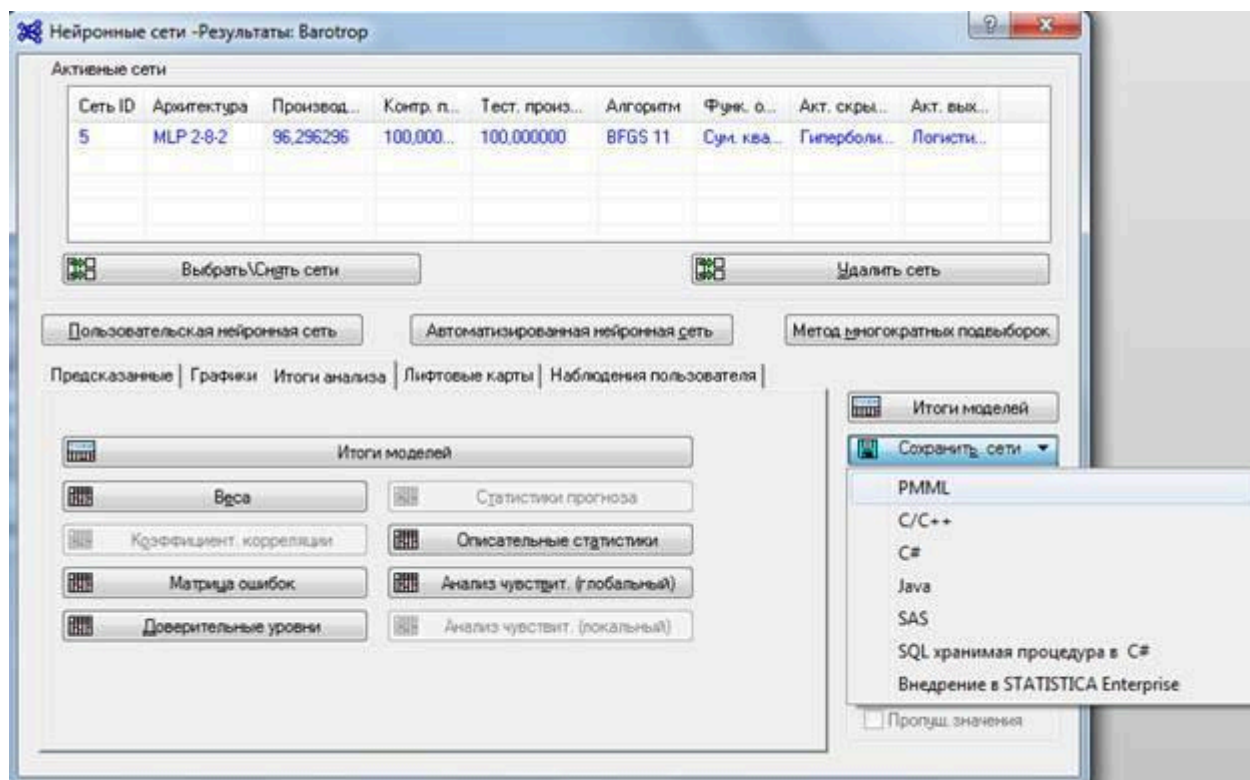


Рис. 14. Диалоговое окно Нейронные сети – Результаты – Сохранение сетей

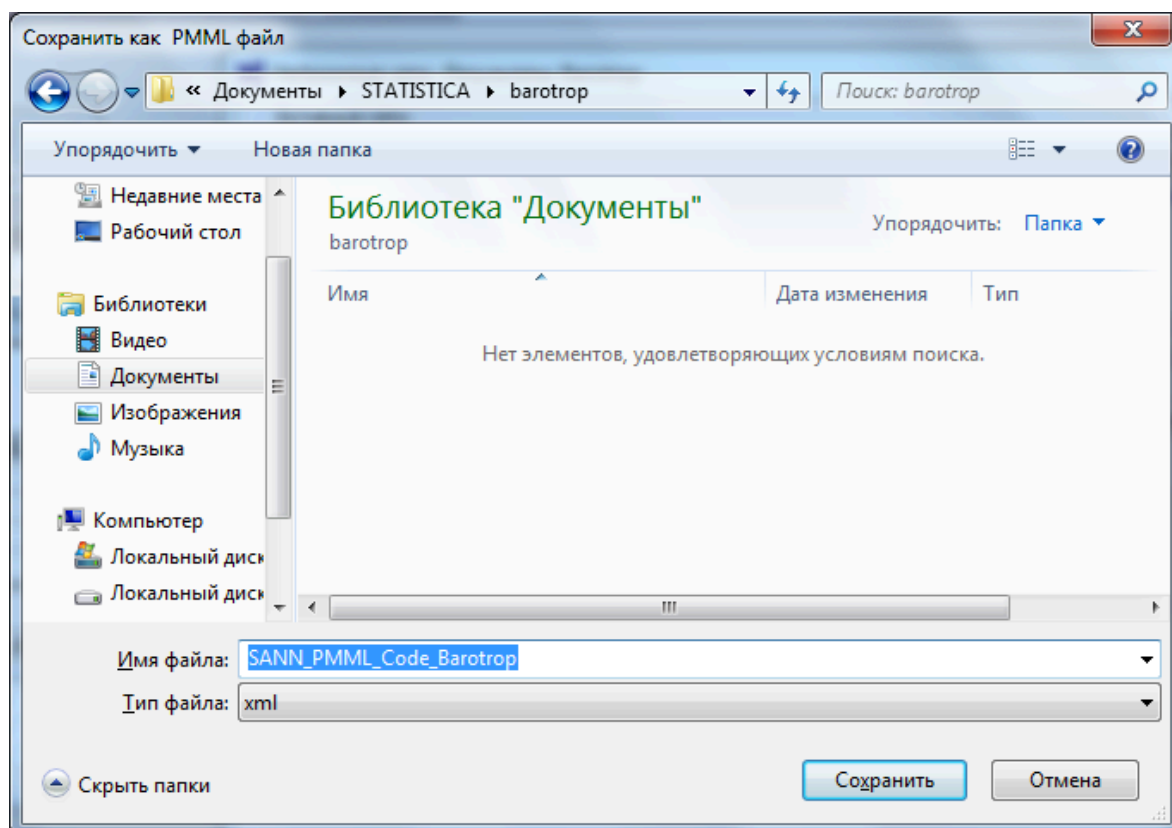


Рис. 15. Стандартное окно сохранения файла сети

Шаг 7. Запуск сохраненных моделей на новых данных. Итак загружаем новые данные, но чтобы переменные совпадали с переменными в моделях. Чтобы запустить модель на новых данных, можно на стартовой панели (рис. 1) выбрать опцию *Загрузить модели из предыдущих анализов* и нажать кнопку *Загрузить сети*.

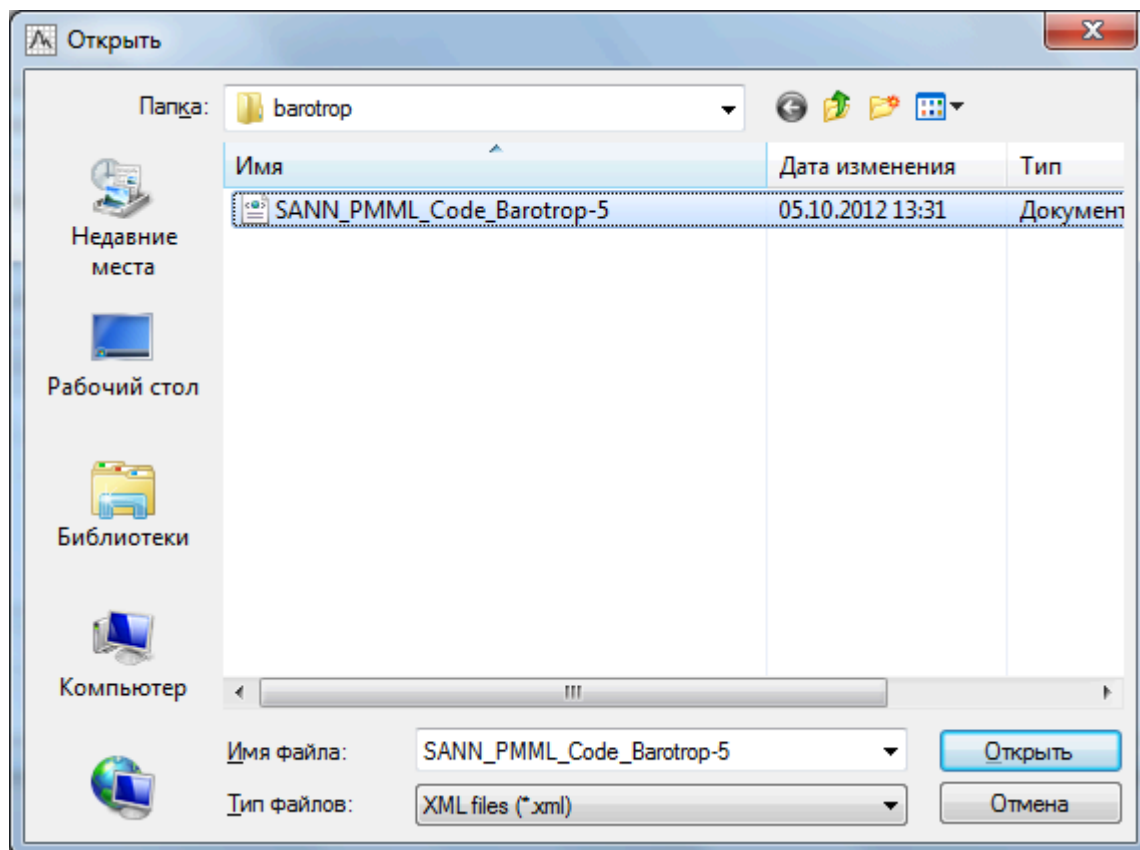


Рис. 16. Стандартное окно выбора файла сети

Получаем:

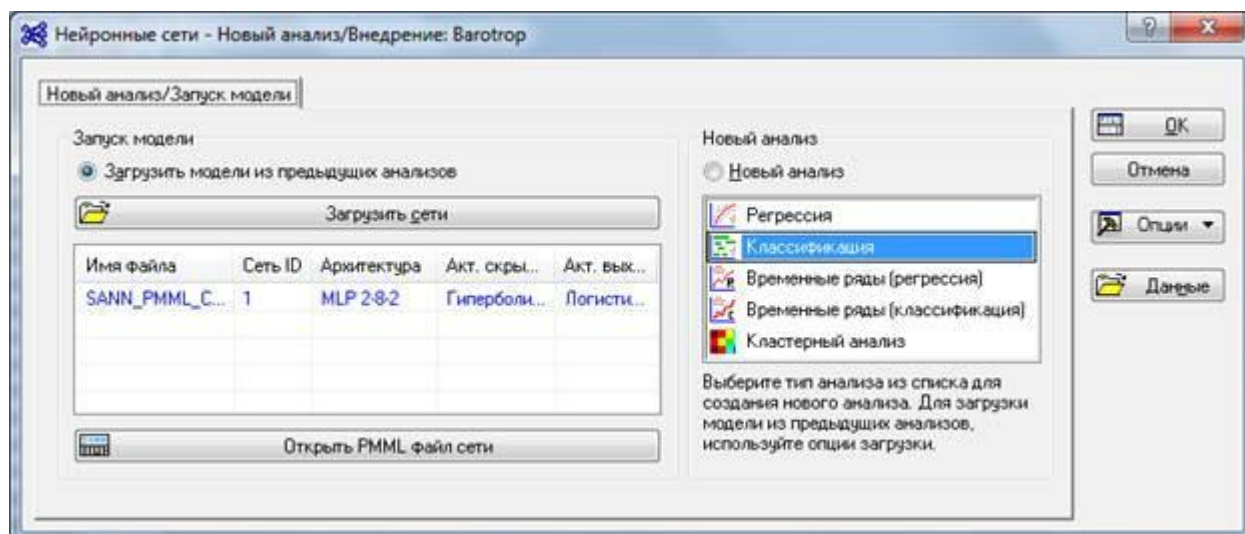


Рис. 17. Стартовая панель STATISTICA Automated Neural Networks (SANN)

После выбора необходимого файла, все настройки автоматически определяются, поэтому можно сразу переходить к окну результатов (нажимая два раза кнопку *OK*) и анализировать полученные результаты.

Задание

Пользуясь файлом апрель.xls постройте и обучите нейронную сеть предсказанию потребления электроэнергии.

1. Потребление представляет собой временной ряд, предсказание – регрессию.
2. Для прогноза не важен день недели, важно – является ли день выходным. Очистите выборку, удалив из нее все выходные дни. Сделать это можно проанализировав график посуточного потребления.
3. Обучите нейронную сеть, не учитывая фактор температуры. Проверьте результаты предсказания.
4. Обучите нейронную сеть, учитывая фактор температуры. Проверьте результаты предсказания.
5. Сравните результаты.

Практическая работа 4. Решение задачи классификации на примере классификации отказов электротехнического оборудования

1. Решение задачи классификации с помощью дерева решений.

Для построения дерева решений можно воспользоваться пакетом «Statistica» или платформой «Deductor»

Задание: Построить дерево решений для задачи определения исхода матча футбольной командой. Исходные данные:

Соперник	Играем	Лидеры	Дождь	Победа
Выше	Дома	На месте	Да	Нет
Выше	Дома	На месте	Нет	Да
Выше	Дома	Пропускают	Нет	Нет
Ниже	Дома	Пропускают	Нет	Да
Ниже	В гостях	Пропускают	Нет	Нет
Ниже	Дома	Пропускают	Да	Да
Выше	В гостях	На месте	Да	Нет
Ниже	В гостях	На месте	Нет	???

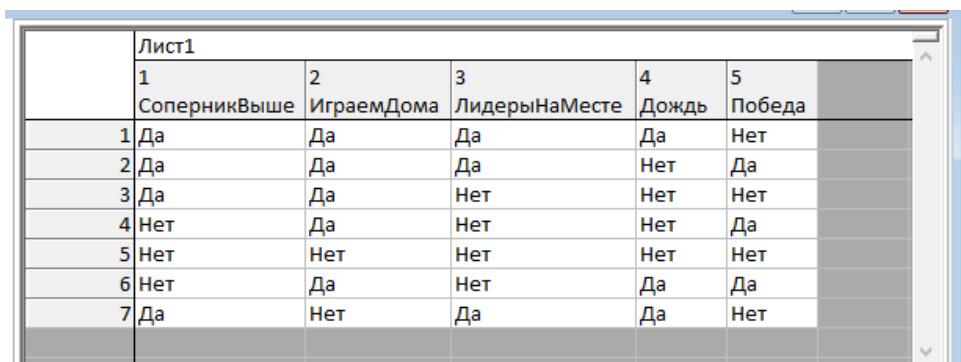
На первом этапе необходимо подготовить данные.

Для решения задачи в пакете «Statistica» данные можно представить в формате Excel.

Для решения задачи на платформе «Deductor» данные можно представить в формате txt с разделителем «табуляция». Получить такой файл можно сохранив файл Excel в соответствующем формате.

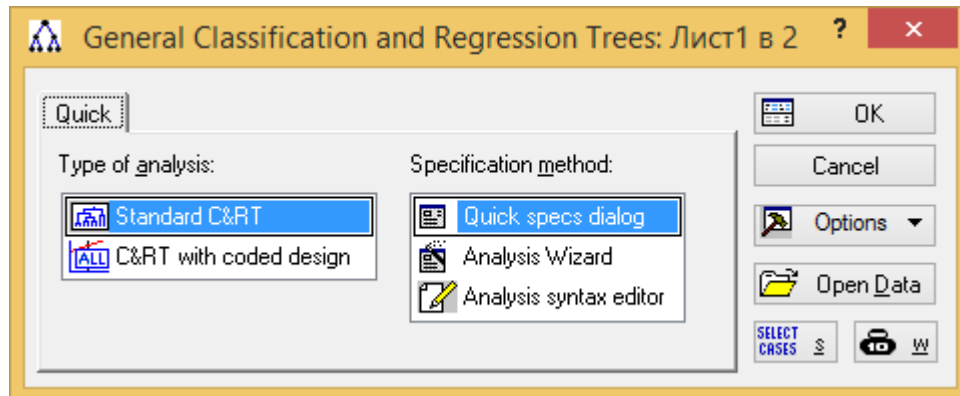
Решение задачи в пакете «Statistica»:

1) Ввод данных

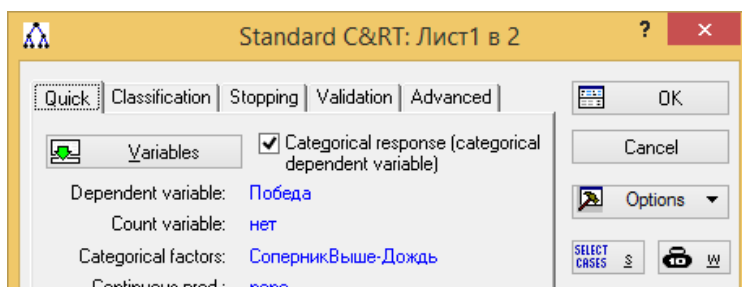


	Лист1				
	1	2	3	4	5
	Соперник	Играем	Лидеры	Дождь	Победа
1	Да	Да	Да	Да	Нет
2	Да	Да	Да	Нет	Да
3	Да	Да	Нет	Нет	Нет
4	Нет	Да	Нет	Нет	Да
5	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет
6	Нет	Да	Нет	Да	Да
7	Да	Нет	Да	Да	Нет

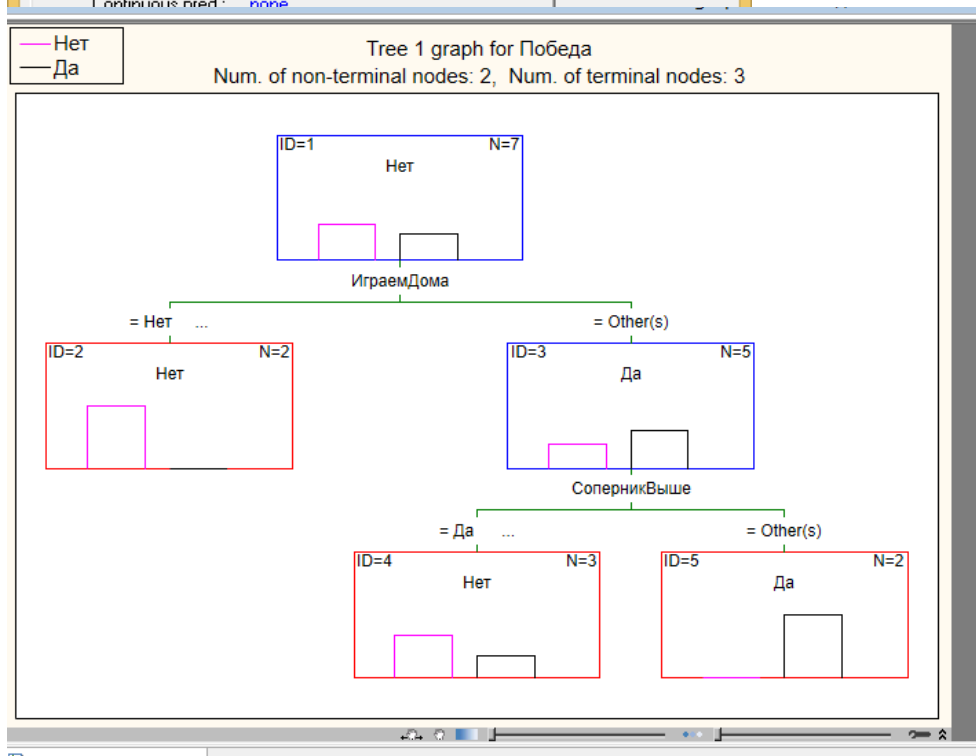
2) Определение вида дерева (Добыча данных – Общие деревья)



3) Определение переменных (Определяемая переменная – Победа, остальные – категориальные)



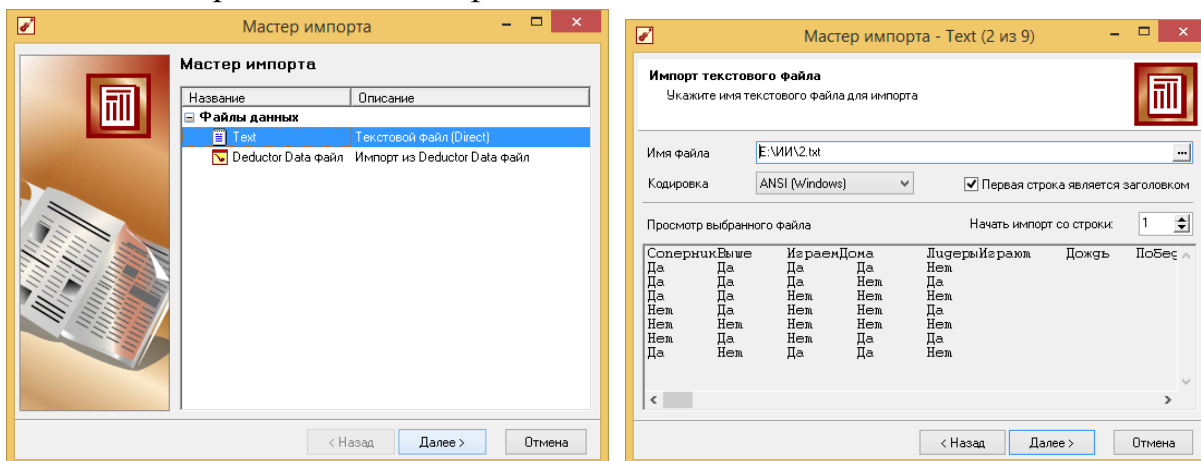
4) Вид решения:



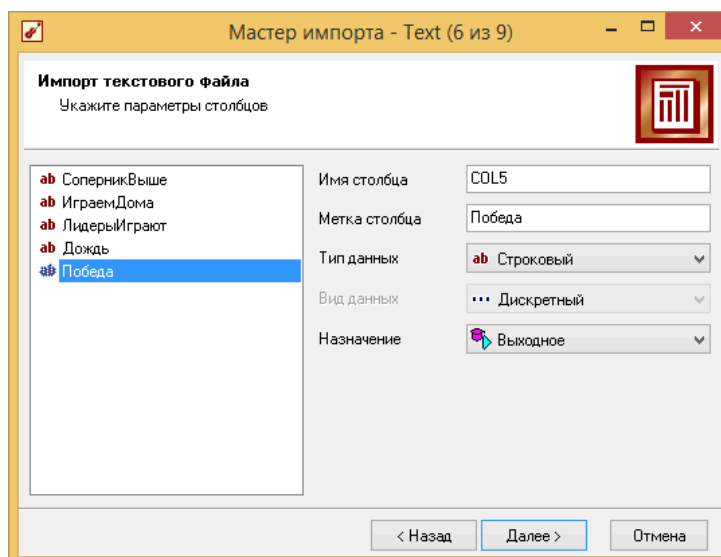
Решение
задачи на
платформе
«Deductor»

1. Открыть мастер импорта на панели инструментов

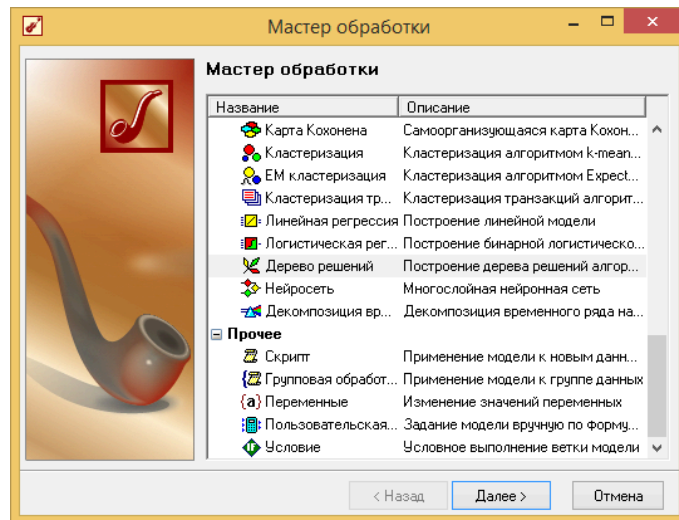
2. Выбрать текстовый файл



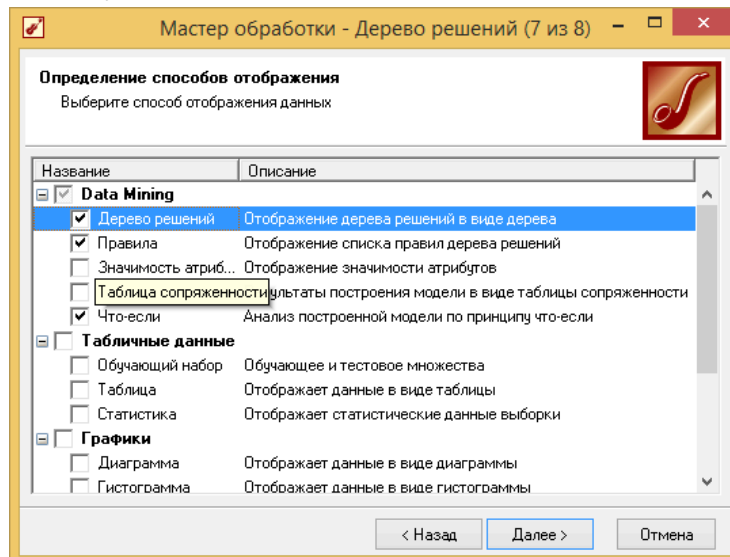
3. Задать назначения столбцов: Победа – выходное, остальные – входные



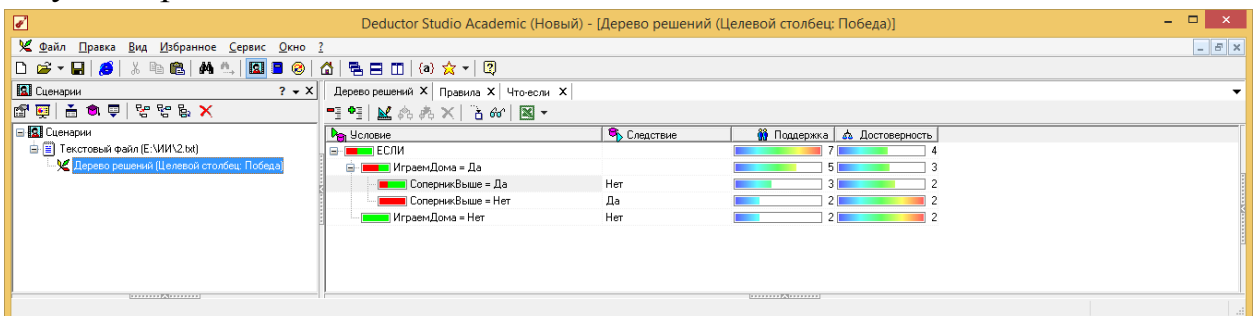
4. После успешного импорта открыть мастер обработки и выбрать дерево решений:



5. Параметры построения оставить по умолчанию, в параметрах отображения указать:



6. Результат решения задачи:



2 Классификация с помощью нейронных сетей

Рассмотрим классификацию на классическом примере *ирисов Фишера* (150 цветов трех сортов; каждый экземпляр описывается четырьмя параметрами: длина и ширина чашелистика, длина и ширина лепестка).

1. При обращении к Deductor Academic появляется окно (рис.1).

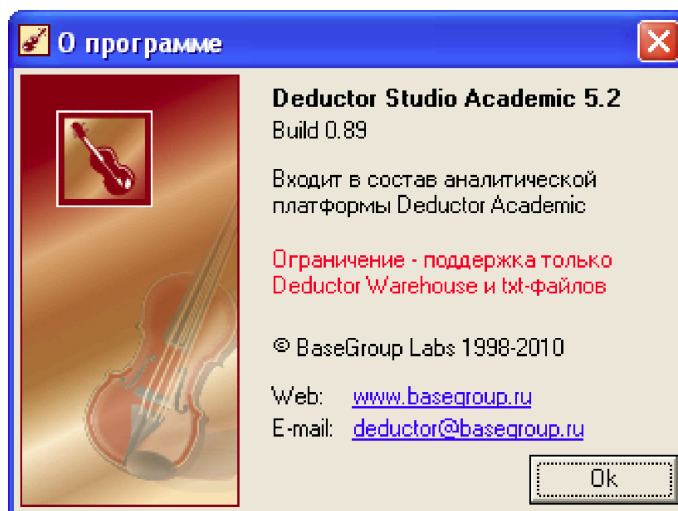


Рис.1 Исходное окно

После нажатия ОК появляется первое окно, предоставляющее очень мало

возможностей. С помощью мастера импорта



можно

загрузить в Deductor текстовый файл с исходными данными. В приложении приведены исходные данные, которые нужно перевести в текстовый файл и заменить обозначения сорта цветов на 1, 2, 3.

2.Мастер импорта в этой задаче содержит 10 шагов. На 2-ом шаге указывается имя файла с данными (рис.2).

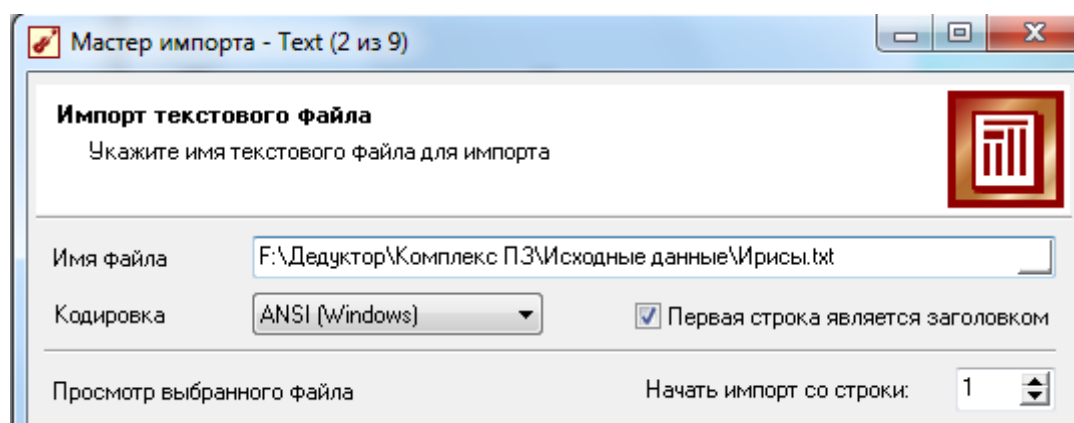


Рис.2 Ввод файла

На 3-ем и 4-ом шагах обычно ничего не меняем в установках. На следующем 6-ом шаге (5 шаг в программе пропущен) надо указать параметры каждого столбца данных, хотя здесь это не критично (рис.3).

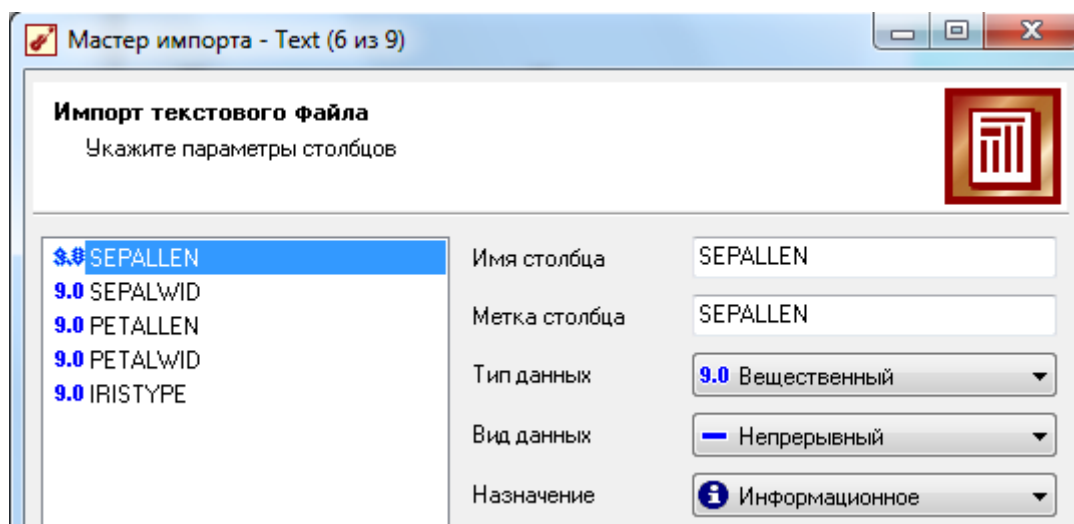


Рис.3 Указание параметров столбцов

Для последнего столбца – тип цветка – надо указать Дискретный вид данных. На 7-ом шаге нажать кнопку «Пуск». На 8-ом - указать вид, в котором отображаются исходные данные. Обычно таблицы данных достаточно. Можно отметить еще диаграмму размещения, тогда на 9-ом шаге отметить обозначения осей. После нажатия «Готово» на 10-ом шаге появляется поле результата работы мастера импорта (рис.4, 5).

	SEPALLEN	SEPALWID	PETALLEN	PETALWID	IRISTYPE
▶	5	3.3	1.4	0.2	1
	6.4	2.8	5.6	2.2	2
	6.5	2.8	4.6	1.5	3
	6.7	3.1	5.6	2.4	2
	6.3	2.8	5.1	1.5	2
	4.6	3.4	1.4	0.3	1
	6.9	3.1	5.1	2.3	2
	6.2	2.2	4.5	1.5	3
	5.9	3.2	4.8	1.8	3
	4.6	3.6	1	0.2	1
	6.1	3	4.6	1.4	3

Рис.4 Таблица данных

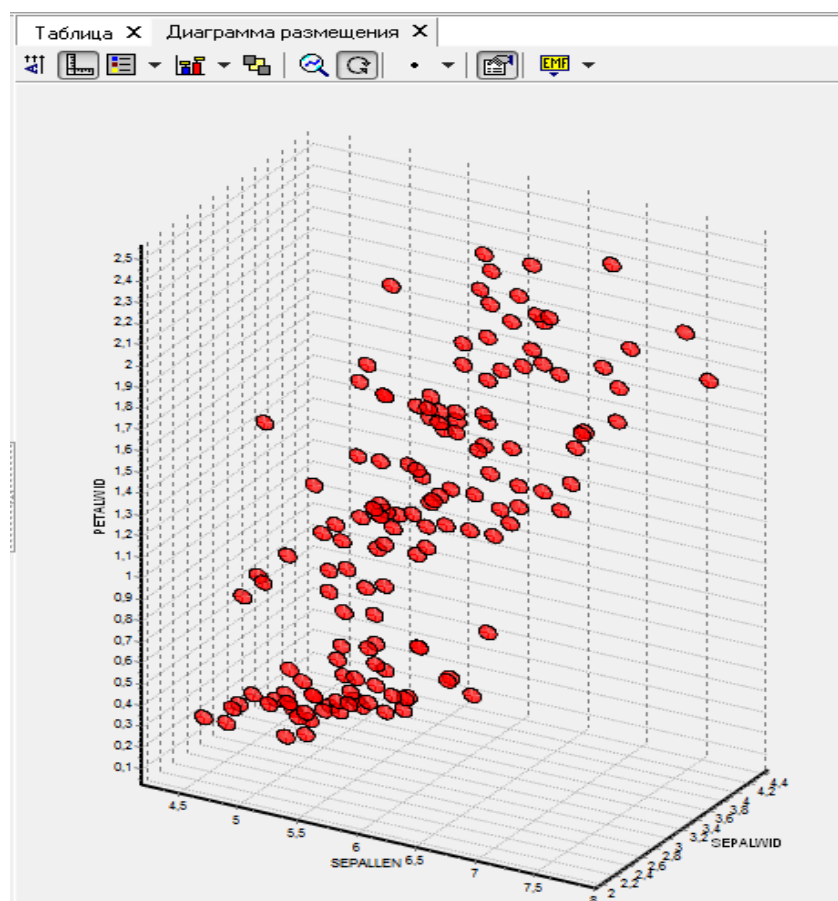
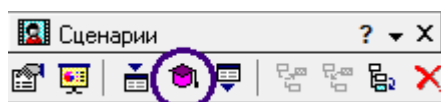


Рис.5 Диаграмма размещения 150 цветков

3.Мастер обработки вводится нажатием на выделенный блок



. Здесь мастер обработки имеет 9 шагов.

Выделяется опция «Нейросеть» в окне Data Mining (рис.6).

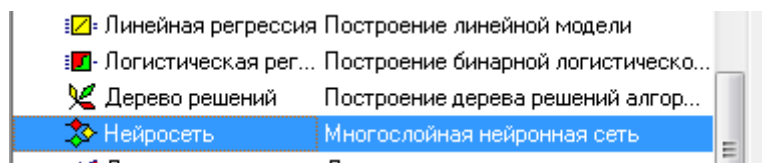


Рис.6 Выделение нейросети

На 2-ом шаге (важный шаг, поэтому нужно выполнить его внимательно) вначале настраиваются столбцы (рис.7).

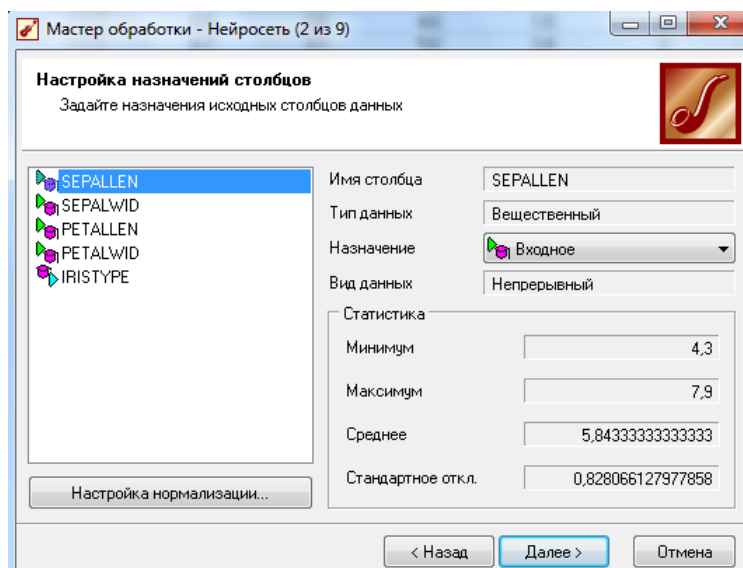


Рис.7 Настройка столбцов

Все входные переменные настраиваются одинаково. Выходной - иначе (рис.8).

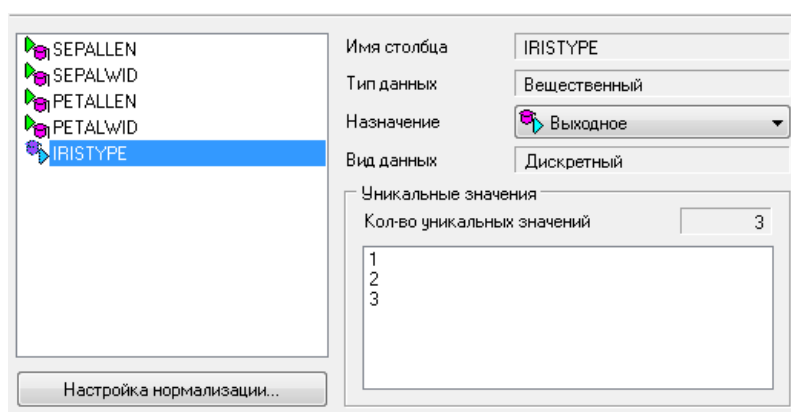


Рис.8 Настройка выходного параметра

Далее на этом же шаге нажать «Настройка нормализации» и выделить выходной параметр, в котором установить опцию «Уникальные значения» (рис.9).

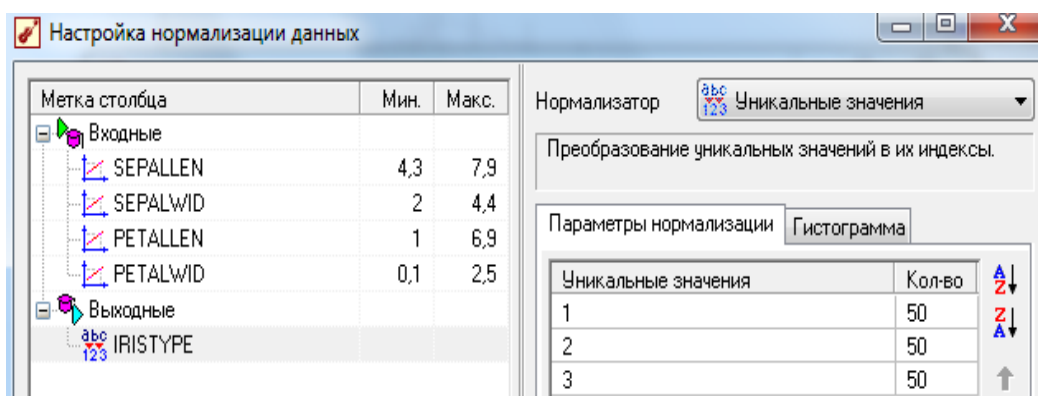


Рис.9 Настройка нормализации для выходного параметра

На 3-ем шаге разбить все данные на обучающее и тестовое множества в отношении 70% и 30% (105 и 45 наблюдений, соответственно, рис.10).

Множество	Размер		Порядок сортировки
	В процентах	В строках	
☒ Обучающее	70,00	105	По возрастанию
☒ Тестовое	30,00	45	По возрастанию
ИТОГО:	100,00	150	

Рис.10 Обучающее и тестовое множества

На 4-ом шаге появляется структура нейронной сети, в которой увеличим до 4 число нейронов в скрытом слое (рис.11).

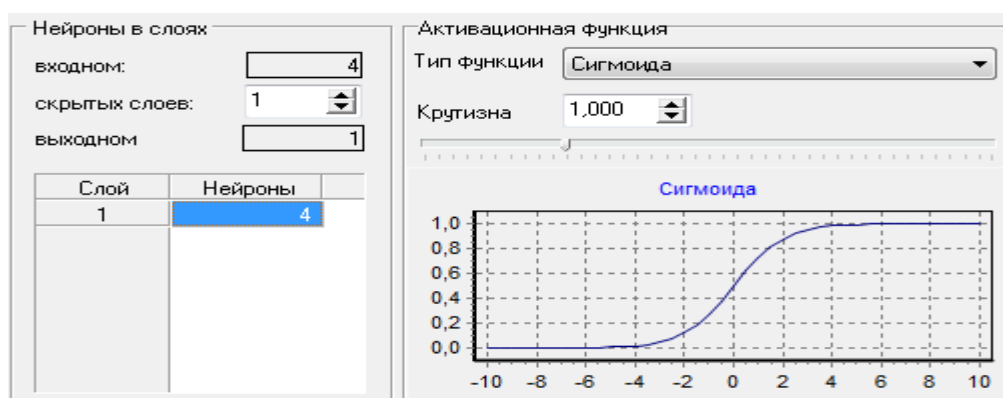


Рис.11 Структура нейронной сети

На 5 –ом шаге выбираем метод обучения НС - Back Prop., на 6-ом - все параметры принимаем по умолчанию, на 7- ом - обучаем НС, нажав «Пуск» (рис.12).

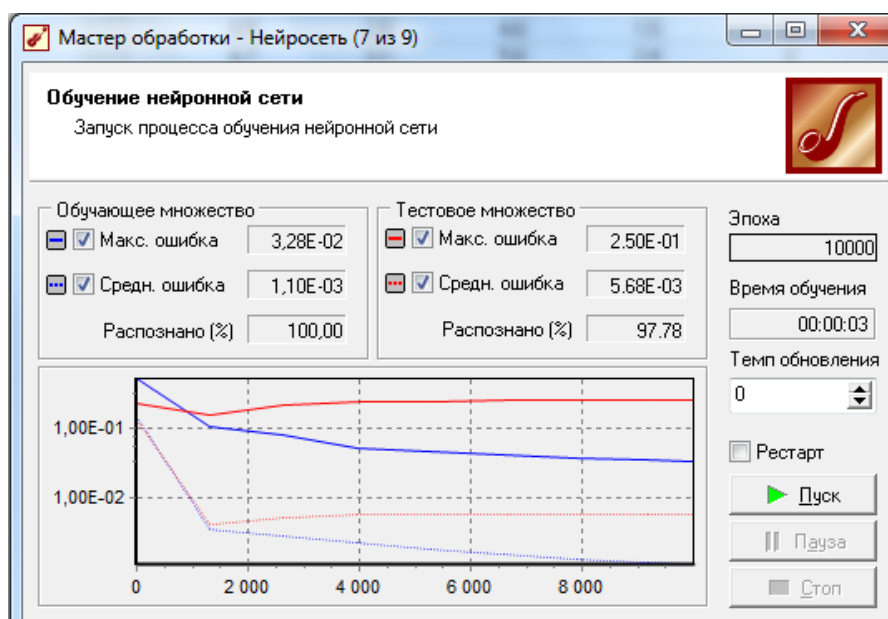


Рис.12 Обучение НС

На 8-ом - указываем те характеристики, которые желательно получить и анализируем итоги (рис.13 -15).

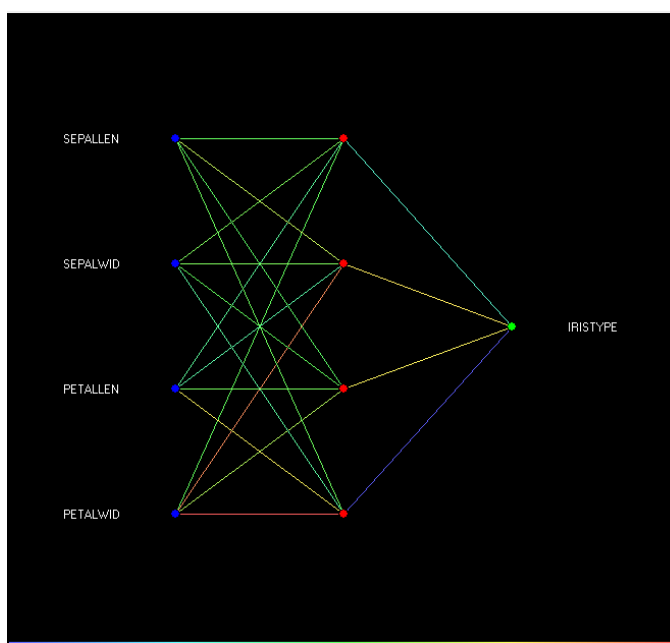


Рис.13 Нейросеть

Граф нейросети X Таблица сопряженности X Что-ес.				
IRISTYPE				
	Классифицировано			
Фактически	1	2	3	Итого
1	50			50
2		43	7	50
3		1	49	50
Итого	50	44	56	150

Рис.14 Таблица сопряженности

Граф нейросети X Таблица сопряженности X Что-если X	
1 из 150	
Поле	Значение
Входные	
9.0 SEPALLEN	6
9.0 SEPALWID	5
9.0 PETALLEN	4
9.0 PETALWID	3
Выходные	
9.0 IRISTYPE	2

Рис.15 Проверка новых данных

Как видно из рис.13-15, сеть имеет структуру 4-4-1 (как и планировалось); цветы одного типа Setosa - распознаются безошибочно, а другие сорта - с ошибками. С помощью механизма «Что, если» можно определить сорт нового цветка: на рис.15 при вводе новых значений параметров нейросеть определяет тип цветка.

Задание: решить задачу классификации ирисов Фишера

Приложение

SEPALLEN	SEPALWID	PETALLEN	PETALWID	IRISTYPE
5	3,3	1,4	0,2	SETOSA
6,4	2,8	5,6	2,2	VIRGINIC
6,5	2,8	4,6	1,5	VERSICOL
6,7	3,1	5,6	2,4	VIRGINIC
6,3	2,8	5,1	1,5	VIRGINIC
4,6	3,4	1,4	0,3	SETOSA

6,9	3,1	5,1	2,3	VIRGINIC
6,2	2,2	4,5	1,5	VERSICOL
5,9	3,2	4,8	1,8	VERSICOL
4,6	3,6	1	0,2	SETOSA
6,1	3	4,6	1,4	VERSICOL
6	2,7	5,1	1,6	VERSICOL
6,5	3	5,2	2	VIRGINIC
5,6	2,5	3,9	1,1	VERSICOL
6,5	3	5,5	1,8	VIRGINIC
5,8	2,7	5,1	1,9	VIRGINIC
6,8	3,2	5,9	2,3	VIRGINIC
5,1	3,3	1,7	0,5	SETOSA
5,7	2,8	4,5	1,3	VERSICOL
6,2	3,4	5,4	2,3	VIRGINIC
7,7	3,8	6,7	2,2	VIRGINIC
6,3	3,3	4,7	1,6	VERSICOL
6,7	3,3	5,7	2,5	VIRGINIC
7,6	3	6,6	2,1	VIRGINIC
4,9	2,5	4,5	1,7	VIRGINIC
5,5	3,5	1,3	0,2	SETOSA
6,7	3	5,2	2,3	VIRGINIC
7	3,2	4,7	1,4	VERSICOL
6,4	3,2	4,5	1,5	VERSICOL
6,1	2,8	4	1,3	VERSICOL
4,8	3,1	1,6	0,2	SETOSA
5,9	3	5,1	1,8	VIRGINIC
5,5	2,4	3,8	1,1	VERSICOL
6,3	2,5	5	1,9	VIRGINIC
6,4	3,2	5,3	2,3	VIRGINIC
5,2	3,4	1,4	0,2	SETOSA
4,9	3,6	1,4	0,1	SETOSA
5,4	3	4,5	1,5	VERSICOL
7,9	3,8	6,4	2	VIRGINIC
4,4	3,2	1,3	0,2	SETOSA
6,7	3,3	5,7	2,1	VIRGINIC
5	3,5	1,6	0,6	SETOSA
5,8	2,6	4	1,2	VERSICOL
4,4	3	1,3	0,2	SETOSA
7,7	2,8	6,7	2	VIRGINIC
6,3	2,7	4,9	1,8	VIRGINIC
4,7	3,2	1,6	0,2	SETOSA

5,5	2,6	4,4	1,2	VERSICOL
7,2	3,2	6	1,8	VIRGINIC
4,8	3	1,4	0,3	SETOSA
5,1	3,8	1,6	0,2	SETOSA
6,1	3	4,9	1,8	VIRGINIC
4,8	3,4	1,9	0,2	SETOSA
5	3	1,6	0,2	SETOSA
5	3,2	1,2	0,2	SETOSA
6,1	2,6	5,6	1,4	VIRGINIC
6,4	2,8	5,6	2,1	VIRGINIC
4,3	3	1,1	0,1	SETOSA
5,8	4	1,2	0,2	SETOSA
5,1	3,8	1,9	0,4	SETOSA
6,7	3,1	4,4	1,4	VERSICOL
6,2	2,8	4,8	1,8	VIRGINIC
4,9	3	1,4	0,2	SETOSA
5,1	3,5	1,4	0,2	SETOSA
5,6	3	4,5	1,5	VERSICOL
5,8	2,7	4,1	1	VERSICOL
5	3,4	1,6	0,4	SETOSA
4,6	3,2	1,4	0,2	SETOSA
6	2,9	4,5	1,5	VERSICOL
5,7	2,6	3,5	1	VERSICOL
5,7	4,4	1,5	0,4	SETOSA
5	3,6	1,4	0,2	SETOSA
7,7	3	6,1	2,3	VIRGINIC
6,3	3,4	5,6	2,4	VIRGINIC
5,8	2,7	5,1	1,9	VIRGINIC
5,7	2,9	4,2	1,3	VERSICOL
7,2	3	5,8	1,6	VIRGINIC
5,4	3,4	1,5	0,4	SETOSA
5,2	4,1	1,5	0,1	SETOSA
7,1	3	5,9	2,1	VIRGINIC
6,4	3,1	5,5	1,8	VIRGINIC
6	3	4,8	1,8	VIRGINIC
6,3	2,9	5,6	1,8	VIRGINIC
4,9	2,4	3,3	1	VERSICOL
5,6	2,7	4,2	1,3	VERSICOL
5,7	3	4,2	1,2	VERSICOL
5,5	4,2	1,4	0,2	SETOSA
4,9	3,1	1,5	0,2	SETOSA

7,7	2,6	6,9	2,3	VIRGINIC
6	2,2	5	1,5	VIRGINIC
5,4	3,9	1,7	0,4	SETOSA
6,6	2,9	4,6	1,3	VERSICOL
5,2	2,7	3,9	1,4	VERSICOL
6	3,4	4,5	1,6	VERSICOL
5	3,4	1,5	0,2	SETOSA
4,4	2,9	1,4	0,2	SETOSA
5	2	3,5	1	VERSICOL
5,5	2,4	3,7	1	VERSICOL
5,8	2,7	3,9	1,2	VERSICOL
4,7	3,2	1,3	0,2	SETOSA
4,6	3,1	1,5	0,2	SETOSA
6,9	3,2	5,7	2,3	VIRGINIC
6,2	2,9	4,3	1,3	VERSICOL
7,4	2,8	6,1	1,9	VIRGINIC
5,9	3	4,2	1,5	VERSICOL
5,1	3,4	1,5	0,2	SETOSA
5	3,5	1,3	0,3	SETOSA
5,6	2,8	4,9	2	VIRGINIC
6	2,2	4	1	VERSICOL
7,3	2,9	6,3	1,8	VIRGINIC
6,7	2,5	5,8	1,8	VIRGINIC
4,9	3,1	1,5	0,1	SETOSA
6,7	3,1	4,7	1,5	VERSICOL
6,3	2,3	4,4	1,3	VERSICOL
5,4	3,7	1,5	0,2	SETOSA
5,6	3	4,1	1,3	VERSICOL
6,3	2,5	4,9	1,5	VERSICOL
6,1	2,8	4,7	1,2	VERSICOL
6,4	2,9	4,3	1,3	VERSICOL
5,1	2,5	3	1,1	VERSICOL
5,7	2,8	4,1	1,3	VERSICOL
6,5	3	5,8	2,2	VIRGINIC
6,9	3,1	5,4	2,1	VIRGINIC
5,4	3,9	1,3	0,4	SETOSA
5,1	3,5	1,4	0,3	SETOSA
7,2	3,6	6,1	2,5	VIRGINIC
6,5	3,2	5,1	2	VIRGINIC
6,1	2,9	4,7	1,4	VERSICOL
5,6	2,9	3,6	1,3	VERSICOL

6,9	3,1	4,9	1,5	VERSICOL
6,4	2,7	5,3	1,9	VIRGINIC
6,8	3	5,5	2,1	VIRGINIC
5,5	2,5	4	1,3	VERSICOL
4,8	3,4	1,6	0,2	SETOSA
4,8	3	1,4	0,1	SETOSA
4,5	2,3	1,3	0,3	SETOSA
5,7	2,5	5	2	VIRGINIC
5,7	3,8	1,7	0,3	SETOSA
5,1	3,8	1,5	0,3	SETOSA
5,5	2,3	4	1,3	VERSICOL
6,6	3	4,4	1,4	VERSICOL
6,8	2,8	4,8	1,4	VERSICOL
5,4	3,4	1,7	0,2	SETOSA
5,1	3,7	1,5	0,4	SETOSA
5,2	3,5	1,5	0,2	SETOSA
5,8	2,8	5,1	2,4	VIRGINIC
6,7	3	5	1,7	VERSICOL
6,3	3,3	6	2,5	VIRGINIC
5,3	3,7	1,5	0,2	SETOSA
5	2,3	3,3	1	VERSICOL

Задание: Выполнить классификацию отказов профилактического обслуживания машин

Набор данных состоит из 10 000 точек данных, хранящихся в виде строк с 14 функциями в столбцах.

- UID: уникальный идентификатор в диапазоне от 1 до 10000
- productID: состоит из букв L, M или H для низкого (50 % всех продуктов), среднего (30 %) и высокого (20 %) вариантов качества продукта и серийного номера для конкретного варианта.
- температура воздуха [K]: генерируется с использованием процесса случайного блуждания, позже нормализованного до стандартного отклонения 2 K около 300 K.
- температура процесса [K]: генерируется с использованием процесса случайного блуждания, нормализованного до стандартного отклонения 1 K, добавленного к температуре воздуха плюс 10 K.

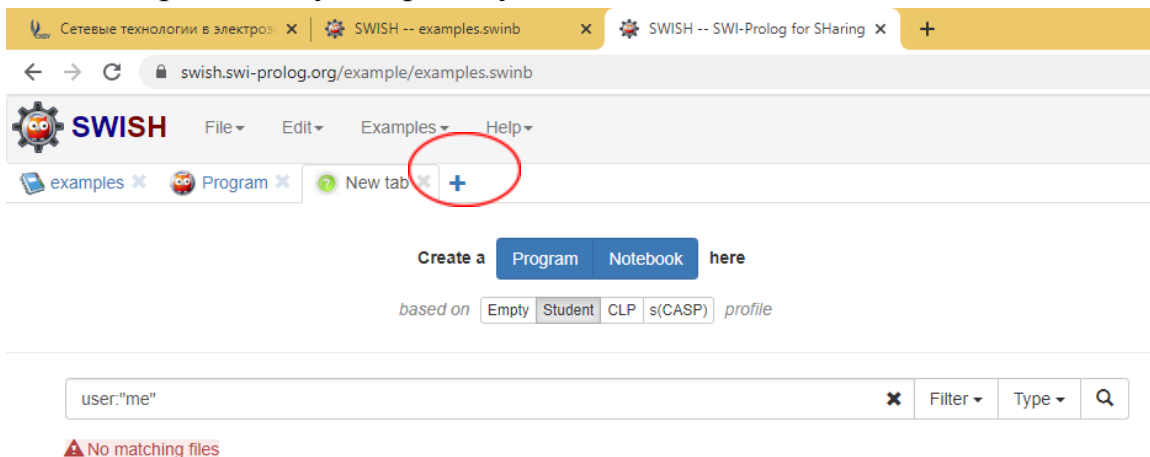
- скорость вращения [об/мин]: рассчитывается исходя из мощности 2860 Вт с наложением нормально распределенного шума
- крутящий момент [Нм]: значения крутящего момента обычно распределяются около 40 Нм с $\dot{f} = 10$ Нм и без отрицательных значений.
- износ инструмента [мин]: Варианты качества Н/М/Л добавляют 5/3/2 минут износа инструмента к используемому в процессе инструменту.
- И метка «сбой машины», которая указывает, является ли машина неисправной в этой конкретной точке данных для любого из следующих режимов отказа.
- Цель: провал или нет
- Тип отказа : Тип отказа

Практическая работа 5. Логическое программирование. Логика предикатов.

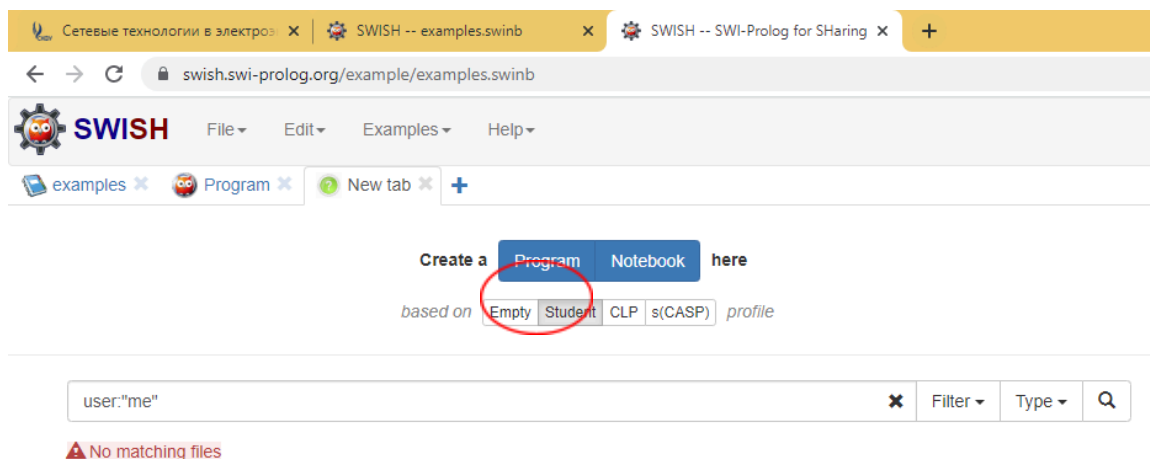
Методические указания по выполнению работы

Работа выполняется в онлайн-сервисе SWI-Prolog
<https://swish.swi-prolog.org/example/examples.swinb>

1. Откройте новую страницу:

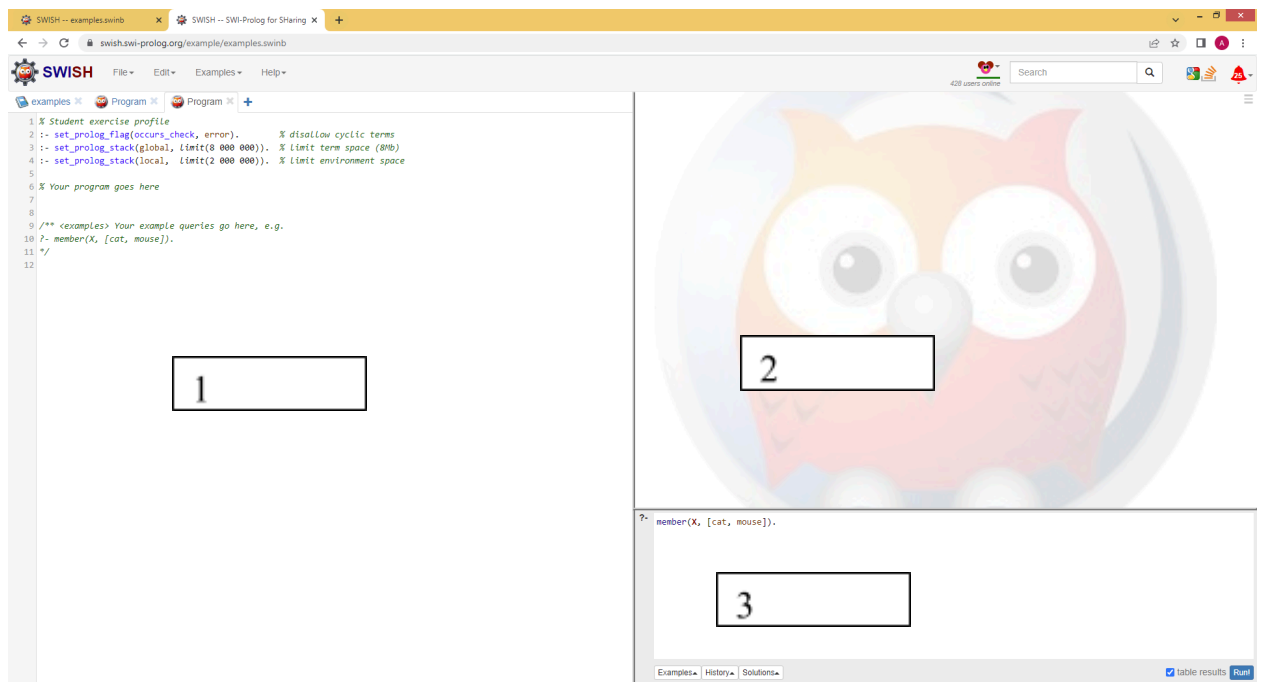


2. Выберите создание программы



3. В появившемся окне:

- 1 – редактор текста программы
- 2 – поле вывода результата
- 3 – поле вывода запроса



Задания

1. Создайте программу, определяющую страну или часть света, к которой принадлежит заданный город.

Решение:

*/*Создаем базу знаний (фактов)*/*

city('Moscow', 'Russia', 'Europe').

city('Tokyo', 'Japan', 'Asia').

city('Paris', 'France', 'Europe').

*/*создаем правила*/*

chast_sveta(X, Y) :-

city(X, _, Y).

strana(X, Y) :-

city(X, Y, _).

Результаты решения:

SWISH -- examples.swinb x SWISH -- SWI-Prolog for SHaring x +

swish.swi-prolog.org/example/examples.swinb

SWISH File Edit Examples Help 440 users online Search

examples Program Program +

```
1 % Student exercise profile
2 :- set_prolog_flag(occurs_check, error). % disa
3 :- set_prolog_stack(global, limit(8 000 000)). % limi
4 :- set_prolog_stack(local, limit(2 000 000)). % limi
5
6
7 city('Moscow', 'Russia', 'Europe').
8 city('Tokyo', 'Japan', 'Asia').
9 city('Paris', 'France', 'Europe').
10
11 /*создаем правила */
12 chast_sveta(X, Y) :-
13     city(X,_,Y).
14
15 strana(X,Y):-
16     city(X,Y,_).
17
```

chast_sveta(X, 'Europe')

	X
	'Moscow'
	'Paris'

?- chast_sveta(X, 'Europe')

Examples History Solutions table results Run!

SWISH -- examples.swinb x SWISH -- SWI-Prolog for SHaring x +

swish.swi-prolog.org/example/examples.swinb

SWISH File Edit Examples Help 446 users online Search

examples Program Program +

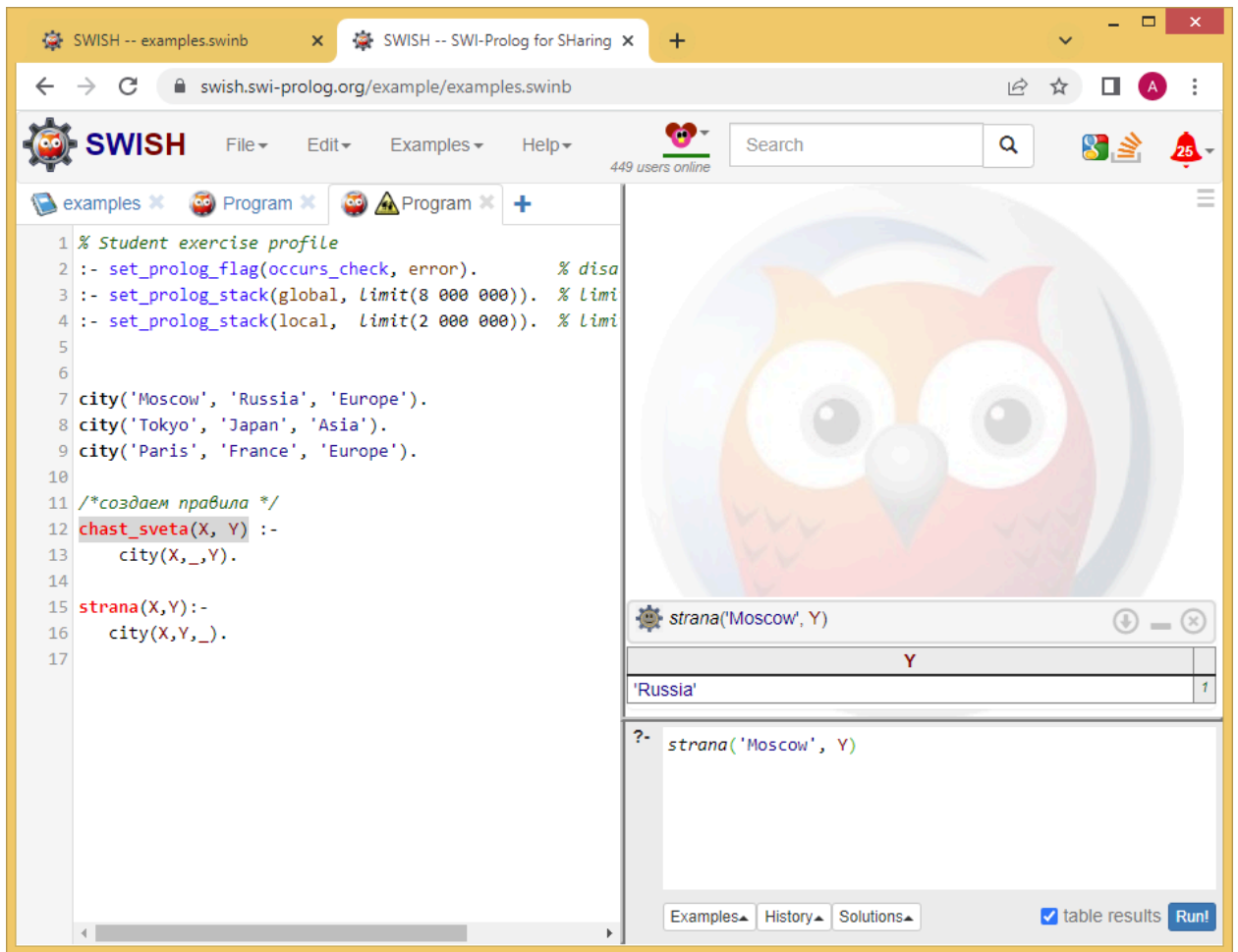
```
1 % Student exercise profile
2 :- set_prolog_flag(occurs_check, error). % disa
3 :- set_prolog_stack(global, limit(8 000 000)). % limi
4 :- set_prolog_stack(local, limit(2 000 000)). % limi
5
6
7 city('Moscow', 'Russia', 'Europe').
8 city('Tokyo', 'Japan', 'Asia').
9 city('Paris', 'France', 'Europe').
10
11 /*создаем правила */
12 chast_sveta(X, Y) :-
13     city(X,_,Y).
14
15 strana(X,Y):-
16     city(X,Y,_).
17
```

chast_sveta('Moscow', Y)

	Y
	'Europe'

?- chast_sveta('Moscow', Y)

Examples History Solutions table results Run!



2. Дополните базу знаний фактами
3. Дополните базу знаний и правил таким образом, чтобы можно было определять полушарие, в котором находится город. Необходимо предусмотреть возможность вывода всех стран заданного полушария, всех стран заданной части света.
4. Создайте программу, позволяющую отследить родственные связи между заданными людьми.

Решение:

```

/*Создаем базу знаний (фактов)*/
mother('Ann', 'Kate').
mother('Kate', 'Nancy').
mother('Kate', 'Joe').
mother('Samanta', 'Nick').
mother('Lea', 'John').

```

father('Jim', 'Kate').
father('Luce', 'Nancy').
father('Luce', 'Joe').
father('Luce', 'Nick').
father('Colin', 'John').

*/*создаем правила*/*

children(X,Y):-
mother(X,Y); father(X,Y).

grandmother(X,Y):-
mother(X,Z), mother(Z,Y).

grandsons(X,Y):-
(mother(Y,Z), mother(Z,X));
(father(Y,Z), father(Z,X));
(mother(Y,Z), father(Z,X));
(father(Y,Z), mother(Z,X)).

Проверяем запросы:

?-grandsons('Nancy', X)
?-children(X, 'Joe')
?-children('Kate', Y)

5. Решите логическую задачу: В автомобильных гонках три первых места заняли Алеша, Петя и Коля. Какое место занял каждый из них, если Петя занял не второе и не третье место, а Коля - не третье?

Решение

/ База имен */*

имя(алеша).
имя(петя).
имя(коля).

/ База призовых мест */*

место(первое).
место(второе).
место(третье).

/ Устанавливаем взаимно-однозначное соответствие
между базами данных, X - элемент из базы данных имен,
Y - элемент из базы данных занятых мест */*

/ Петя занял не второе и не третье место */*
соответствие(X, Y) :- имя(X), X=петя,
место(Y), not(Y=второе), not(Y=третье).

/ Коля занял не третье место */*
соответствие(X, Y) :- имя(X), X=коля,
место(Y), not(Y=третье).

соответствие(X, Y) :- имя(X), X=алеша, место(Y).

/ У всех ребят разные места */*
решение(X1,Y1,X2,Y2,X3,Y3) :-
X1=петя, соответствие(X1,Y1),
X2=коля, соответствие(X2,Y2),
X3=алеша, соответствие(X3,Y3),
Y1\=Y2, Y2\=Y3, Y1\=Y3.

Проверяем решение

?-решение(X1,Y1,X2,Y2,X3,Y3).

6. Решите логическую задачу

Витя, Юра и Миша сидели на скамейке. В каком порядке они сидели, если известно, что Миша сидел слева от Юры, а Витя слева от Миши.

Витя, Юра и Миша сидели на скамейке. В каком порядке они сидели, если известно, что Миша сидел слева от Юры, а Витя слева от Миши.

В условии задачи перечисляются объекты одного типа, связанные между собой. Заполним базу данных:

/* Миша сидел слева от Юры */
слева(юра, миша).

/* Витя сидел слева от Миши */
слева(миша, витя).

Правило для установления следования объектов друг за другом будет таким:

/* Объекты X, Y и Z образуют ряд,
если X слева от Y и Y слева от Z */

ряд(X, Y, Z) :- слева(Y, X), слева(Z, Y).

Количество аргументов в голове данного правила равно количеству объектов в задаче. Запрос

?- ряд(X, Y, Z).

даст нам решение задачи.

Задание самостоятельное

Решите следующие логические задачи с помощью интерпретатора Пролога.

1. Трое ребят вышли гулять с собакой, кошкой и хомячком. Известно, что Петя не любит кошек и живет в одном подъезде с хозяйкой хомячка. Лена дружит с Таней, гуляющей с кошкой. Определить, с каким животным гулял каждый из детей.
2. Витя, Юра и Миша сидели на скамейке. В каком порядке они сидели, если известно, что Юра сидел слева от Миши и справа от Вити.

Практическая работа 6. Построение функции принадлежности нечеткого множества

Математические основы. Нечеткая алгебра и нечеткие множества

Пусть E – универсальное множество, x – элемент E , а R – некоторое свойство. Обычное (четкое) подмножество A универсального множества E , элементы которого удовлетворяют свойству R , определяется как множество упорядоченных пар $A = \{\mu_A(x)/x\}$, где $\mu_A(x)$ – характеристическая функция принадлежности (или просто функция принадлежности), принимающая значения в некотором вполне упорядоченном множестве M (например, $M=[0,1]$). Функция принадлежности указывает степень (или уровень) принадлежности элемента x подмножеству A . Множество M называют множеством принадлежностей. Если $M=\{0,1\}$, то нечеткое подмножество A может рассматриваться как обычное или четкое множество.

Нечеткое множество отличается от обычного тем, что для элементов x из подмножества E нет однозначного ответа (да - нет) относительно свойства R .

В связи с этим нечеткое подмножество A универсального множества E определяется как множество упорядоченных пар.

Функция принадлежности $\mu_A(x)$ указывает степень (уровень) принадлежности элемента x подмножеству A .

Пример:

Пусть $E = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5\}$, $M=[0; 1]$

A – нечеткое множество, для которого заданы функции принадлежности.

$\mu_A(x_1) = 0,3$; $\mu_A(x_2) = 0$; $\mu_A(x_3) = 1$; $\mu_A(x_4) = 0,5$; $\mu_A(x_5) = 0,9$.

Тогда

$A = \{0,3/x_1; 0/x_2; 1/x_3; 0,5/x_4; 0,9/x_5\}$ или

$A = 0,3/x_1 + 0/x_2; 1/x_3; 0,5/x_4; 0,9/x_5$

Основные характеристики нечетких множеств:

Величина $\sup \mu_A(x)$ называется высотой нечеткого множества A .

Нечеткое множество A – нормально, если его высота равно 1, т.е. верхняя граница его функции принадлежности равна 1.

При $\sup \mu_A(x) < 1$ – нечеткое множество субнормальное.

Если функция принадлежности $= 0$, то нечеткое множество пусто.

Если функция принадлежности равна 1, $\mu_A(x) = 1$ только для одного элемента X , то нечеткое множество унимодально.

Если подмножество содержит функции принадлежности > 0 , то оно называется A – носителем нечеткого подмножества.

Если функция принадлежности равна 0, $0 = \mu_A$, то элементы X , для которого выполняется это условие называется точками перехода.

Нечеткая и лингвистические переменные. Формы представления функции принадлежности и нечеткий вывод

Для нечетких множителей вводят понятие нечетко лингвистических переменных. Нечеткая переменная описывается набором (α, χ, A) , где α – название переменной, χ – универсальное множество (область α), A – нечеткие множества на χ , описывающие ограничение ($\mu_A(x)$) на значение нечеткой переменной α .

Значение нечеткой лингвистической переменной могут быть нечеткие переменные, описывается набором (B, T, X, G, P) B – лингвистическое, T – множества ее значений, представляющих собой наименование нечетких переменных – X , областью определения каждой из которых является множество – X . Множество T называется базовым лингвистической переменной. G – синтаксическая процедура, позволяющая оперировать элементами – T (например генерировать новые значения), M – синтаксическая процедура, позволяющая превратить каждое новое значение лингвистической

переменной, образующая процедурой G в нечеткого переменного, т.е. сформировать соответствующие нечеткие множество.

Существуют множества типовых форм для задания функций принадлежности. Наиболее распространенные получили Треугольная, Трапецеидальная и Гауссова функция принадлежности.

М функция принадлежности определяется тройкой чисел (a,b,c) и ее значения в точке x вычисляется согласно выражению.

Треугольная функция принадлежности.

$$MF(x) = \begin{cases} 1 - \frac{b-x}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1 - \frac{x-b}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & \text{в остальных случаях} \end{cases}$$

При $b-a=c-b$ имеет случай симметричной треугольной функции принадлежности, может быть однозначно задана двумя параметрами из трех.

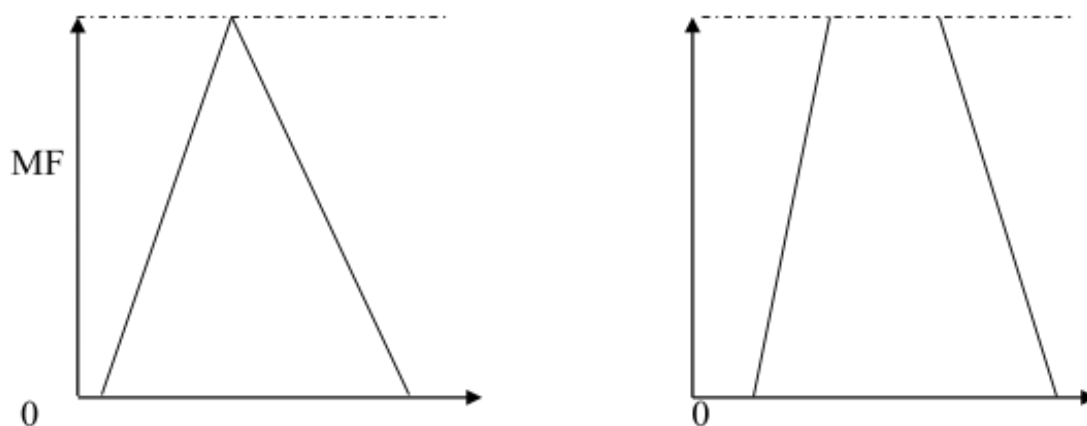
Для задания трапецеидальной функции принадлежности наибольшая четверка чисел (a,b,c,d).

Трапецеидальная функция принадлежности.

$$MF(x) = \begin{cases} 1 - \frac{b-x}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \leq c \\ 1 - \frac{x-c}{d-c}, & c \leq x \leq d \\ 0, & \text{в остальных случаях} \end{cases}$$

1) Треугольная

2) Трапецеидальная



Совокупность функции принадлежности для каждого термина базового множества T обычно изображаются вместе на одном графике.

Решение типовых задач

Пример 1. Построить функции принадлежности термов "низкий", "средний", "высокий", используемых для лингвистической оценки переменной "рост мужчины". Результаты опроса пяти экспертов приведены в табл.1.

Рассматриваются два метода построения функций принадлежности. Первый метод основан на статистической обработке мнений группы экспертов. Второй метод базируется на парных сравнениях, выполняемых одним экспертом.

Метод статистической обработки экспертной информации

Каждый эксперт заполняет опросник, в котором указывает свое мнение о наличии у элементов u_i , $i=1, n$ свойств нечеткого множества l_j ($j=1, m$).

Опросник имеет следующий вид:

	u_1	u_2	...	u_n
l_1				
l_2				
...				
l_m				

Введем следующие обозначения: K - количество экспертов; b_{ji}^k - мнение k -го эксперта о наличии у элемента u_i свойств нечеткого множества l_j , $k=1,..,K$, $j=1,..,m$ и $i=1,..,n$. Будем считать, что экспертные оценки бинарные, т.е.: $b_{ji}^k=\{0,1\}$, где 1 (0) указывает на наличие (отсутствие) у элемента u_i свойств нечеткого множества l_j . По результатам опроса экспертов, степени принадлежности нечеткому множеству l_j ($j \in 1,m$) рассчитываются следующим образом:

$$\mu_{l_j}(u_i) = \frac{1}{K} \sum_{k=1, \overline{K}} b_{ji}^k, i = \overline{1, n}.$$

Таблица 1. - Результаты опроса экспертов

к	термы	[160, 165)	[165, 170)	[170, 175)	[175, 180)	[180, 185)	[185, 190)	[190, 195)	[195, 200)
Эксперт 1	низкий	1	1	1	0	0	0	0	0
	средний	0	0	1	1	1	0	0	0
	высокий	0	0	0	0	0	1	1	1
Эксперт 2	низкий	1	1	1	0	0	0	0	0
	средний	0	0	1	1	0	0	0	0
	высокий	0	0	0	0	1	1	1	1
Эксперт 3	низкий	1	0	0	0	0	0	0	0
	средний	0	1	1	1	1	1	0	0
	высокий	0	0	0	0	0	1	1	1
Эксперт 4	низкий	1	1	1	0	0	0	0	0
	средний	0	0	0	1	1	1	0	0
	высокий	0	0	0	0	0	0	1	1
Эксперт 5	низкий	1	1	0	0	0	0	0	0
	средний	0	1	1	1	0	0	0	0

	высокий	0	0	0	1	1	1	1	1
--	---------	---	---	---	---	---	---	---	---

Результаты обработки экспертных мнений представлены в таблице 2. Числа над линией - это количество голосов, отданных экспертами за принадлежность нечеткому множеству соответствующего элемента универсального множества. Числа под линией - степени принадлежности, рассчитанные по формуле (1). Графики функций принадлежности показаны на рис. 1.

Таблица 2 - Результаты обработки мнений экспертов

термы	[160, 165)	[165, 170)	[170, 175)	[175, 180)	[180, 185)	[185, 190)	[190, 195)	[195, 200)
<i>низкий</i>	5	4	3	0	0	0	0	0
	1	0.8	0.6	0	0	0	0	0
<i>средний</i>	0	2	4	5	3	2	0	0
	0	0.4	0.8	1	0.6	0.4	0	0
<i>высокий</i>	0	0	0	1	2	4	5	5
	0	0	0	0.2	0.4	0.8	1	1

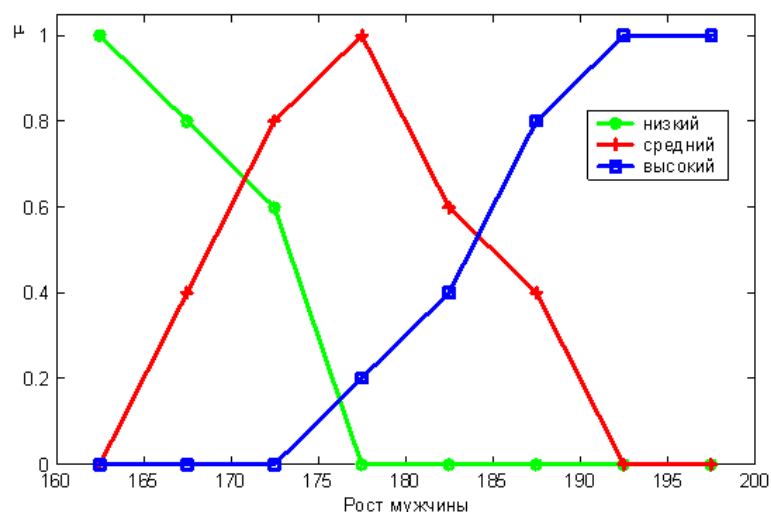


Рисунок 1. Функции принадлежности нечетких множеств

Пример 2. Построить функции принадлежности на основе парных сравнений термов "низкий", "средний", "высокий", используемых для лингвистической оценки переменной "рост мужчины".

Пример 3. Построить функцию принадлежности нечеткого множества "высокий мужчина" на универсальном множестве $\{170, 175, 180, 185, 190, 195\}$, если известны такие экспертные парные сравнения:

- абсолютное преимущество 195 над 170;
- явное преимущество 195 над 175;
- существенное преимущество 195 над 180;
- слабое преимущество 195 над 185;
- отсутствует преимущество 195 над 190.

Справочный материал для решения задачи

Исходной информацией для построения функций принадлежности являются экспертные парные сравнения. Для каждой пары элементов универсального множества эксперт оценивает преимущество одного элемента над другим по отношению к свойству нечеткого множества. Парные сравнения удобно представлять следующей матрицей:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \dots & & & \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix}$$

где a_{ij} - уровень преимущества элемента u_i над u_j ($i, j = 1, n$), определяемый по девятибальной шкале Саати:

- 1 - если *отсутствует* преимущество элемента u_i над элементом u_j ;
- 3 - если имеется *слабое* преимущество u_i над u_j ;
- 5 - если имеется *существенное* преимущество u_i над u_j ;
- 7 - если имеется *явное* преимущество u_i над u_j ;
- 9 - если имеется *абсолютное* преимущество u_i над u_j ;
- 2,4,6,8 - *промежуточные* сравнительные оценки.

Матрица парных сравнений является диагональной и обратно симметричной

Степени принадлежности принимаются равными соответствующим координатам собственного вектора $W = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ матрицы парных сравнений:

$$\mu(u_i) = w_i, \quad i = \overline{1, n}. \quad (2)$$

Собственный вектор находится из следующей системы уравнений:

$$\begin{cases} A \cdot W = \lambda_{\max} \cdot W \\ w_1 + w_2 + \dots + w_n = 1 \end{cases}, \quad (3)$$

где $\lambda_{\max}$ - максимальное собственное значение матрицы A .

Решение:

Приведенным экспертным высказываниям соответствует такая матрица парных сравнений:

	170	175	180	185	190	195	Собственные значения этой матрицы парных сравнений равны:			
170	1	1/2	1/4	1/6	1/8	1/9				
175	2	1	1/3	1/5	1/7	1/8				
180	4	3	1	1/4	1/4	1/5				
185	6	5	4	1	1/3	1/3				
190	8	7	4	3	1	1				
195	9	8	5	3	1	1				
	170	175	180	185	190	195			Wi	Wi норм
170	1	=1/2	=1/4	=1/6	=1/8	=1/9			=СТЕПЕНЬ(B2*C2*D2*E2*F2*G2; 1/6)	=H2/\$H\$7
175	2	1	=1/3	=1/5	=1/7	=1/8			=СТЕПЕНЬ(B3*C3*D3*E3*F3*G3; 1/6)	=H3/\$H\$7
180	4	3	1	=1/4	=1/4	=1/5	=СТЕПЕНЬ(B4*C4*D4*E4*F4*G4; 1/6)	=H4/\$H\$7		
185	6	5	4	1	=1/3	=1/3	=СТЕПЕНЬ(B5*C5*D5*E5*F5*G5; 1/6)	=H5/\$H\$7		
190	8	7	4	3	1	1	=СТЕПЕНЬ(B6*C6*D6*E6*F6*G6; 1/6)	=H6/\$H\$7		
195	9	8	5	3	1	1	=СТЕПЕНЬ(B7*C7*D7*E7*F7*G7; 1/6)	=H7/\$H\$7		

	170	175	180	185	190	195	Wi	Wi норм
170	1	0,5	0,25	0,166667	0,125	0,111111	0,25718031	0,080291
175	2	1	0,333333	0,2	0,142857	0,125	0,36541956	0,114083
180	4	3	1	0,25	0,25	0,2	0,72892337	0,227568
185	6	5	4	1	0,333333	0,333333	1,53989032	0,48075
190	8	7	4	3	1	1	2,95956725	0,923969
195	9	8	5	3	1	1	3,20310095	1

Таблица 3 - Функции принадлежности нечеткого множества "высокий мужчина"

μ_i	170	175	180	185	190	195
$\mu_{\text{высокий мужчина}}(\mu_i)$	0.08	0.11	0.22	0.48	0.92	1.0000

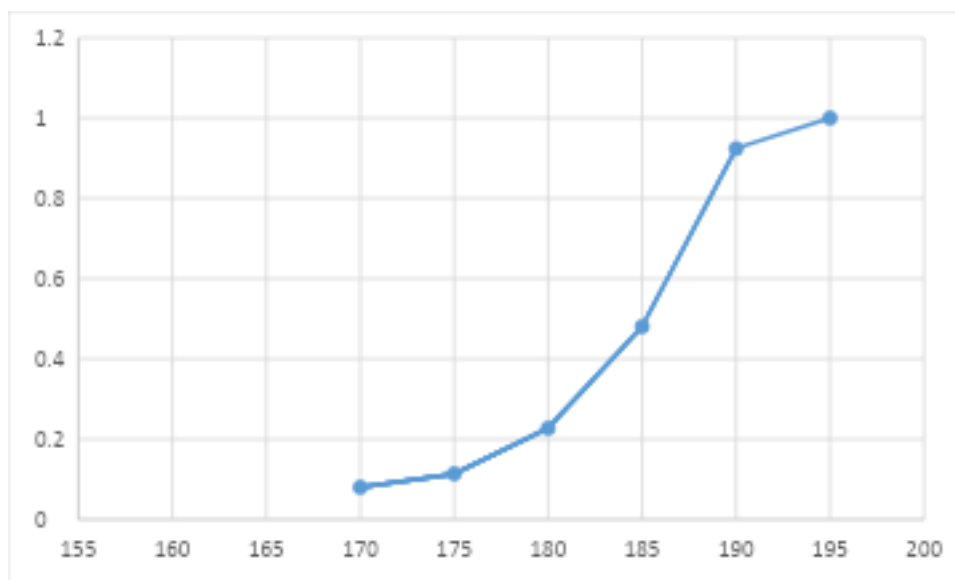


Рисунок 2. Функции принадлежности нечеткого множества "высокий мужчина"

Задание для самостоятельного выполнения

1. Пусть $U = \{\text{понедельник, вторник, среда, четверг, пятница, суббота, воскресенье}\}$. Выступая в роли эксперта, запишите в форме $A = \{\mu_A(x)/x\}$, следующие нечеткие множества: **A** – начало недели, **B** – середина недели, **C** – конец недели, **D** – не начало, но и не конец недели. Есть ли среди определенных вами функций принадлежности унимодальные?

2. Пусть $U = \{0, 1, 2, \dots, 120\}$ – возможный возраст человека. Выступая в роли эксперта, постройте графики функций принадлежности следующих нечетких множеств с помощью метода парных сравнений: **A** – молодой, **B** – старый, **C** – очень молодой, **D** – не старый. Запишите эти множества в стандартной форме.

3. Решить задачу 2 с помощью метода статистической обработки экспертной информации, в качестве экспертов использовать своих одноклассников.

4. Пусть U – множество дисциплин, изучаемых в текущем семестре. Присвойте номер каждой дисциплине и, выступая в роли эксперта, запишите нечеткие множества:

A – мне нравится эта дисциплина

B – я не понимаю эту дисциплину

C – мне не нравится эта дисциплина

5. Пусть U – цены автомобилей, $4 \leq u \leq 5000$ (усл.ед.). Выступая в роли эксперта, постройте графики функций принадлежности следующих нечетких множеств:

A – цены автомобилей для среднего класса

B – цены автомобилей для богатых людей

C – цены автомобилей для небогатых людей

Для каждой кривой найдите подходящую формулу и запишите функции принадлежности аналитически.

Практическая работа 7. Нечеткие системы управления

Основной задачей теории управления является задача отыскания устойчивых управлений. Процесс управления протекает во времени (или зависит от какого-то иного параметра), при этом управленческие решения могут приниматься в любой момент времени (непрерывные задачи) или в дискретные моменты (многоэтапные задачи).

Один из первых вопросов, с которым сталкиваются при разработке динамического объекта, — это выбор программы движения, при этом термин «движение» воспринимается предельно широко. Под движением можно понимать не только собственно механическое движение, но и вообще любое изменение или развитие. Отметим, что параметром, от которого зависит это движение (развитие), не обязательно должно быть время.

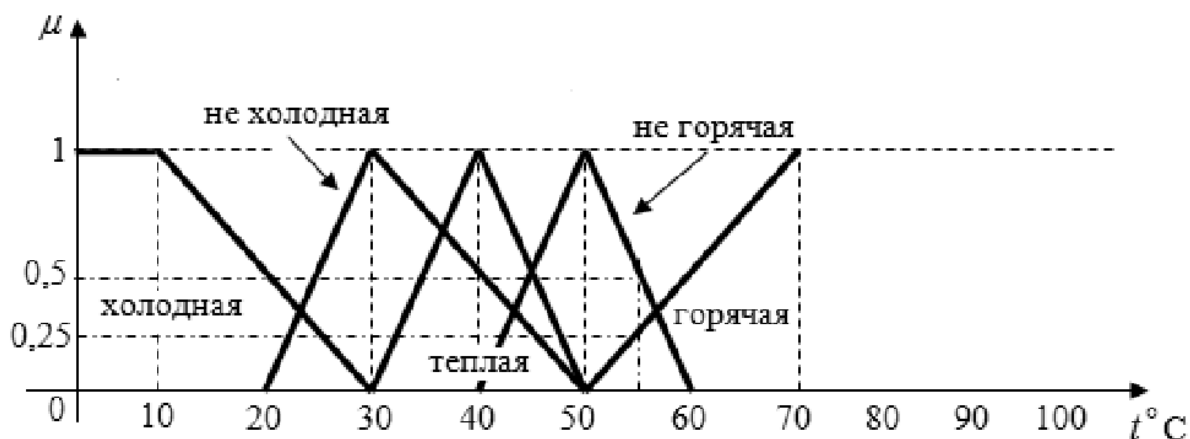
Начнем с простейшего примера — со случая, когда имеются одна входная переменная (один параметр) и одна выходная переменная (один показатель).

Пример «Смеситель воды». При работе душа используются холодная и горячая вода, подаваемая через смеситель. Наиболее комфортными условиями для человека, пользующегося душем, является вода с температурой в заданных пределах. Как показывает практика, температура воды в душе колеблется, не оставаясь постоянной.

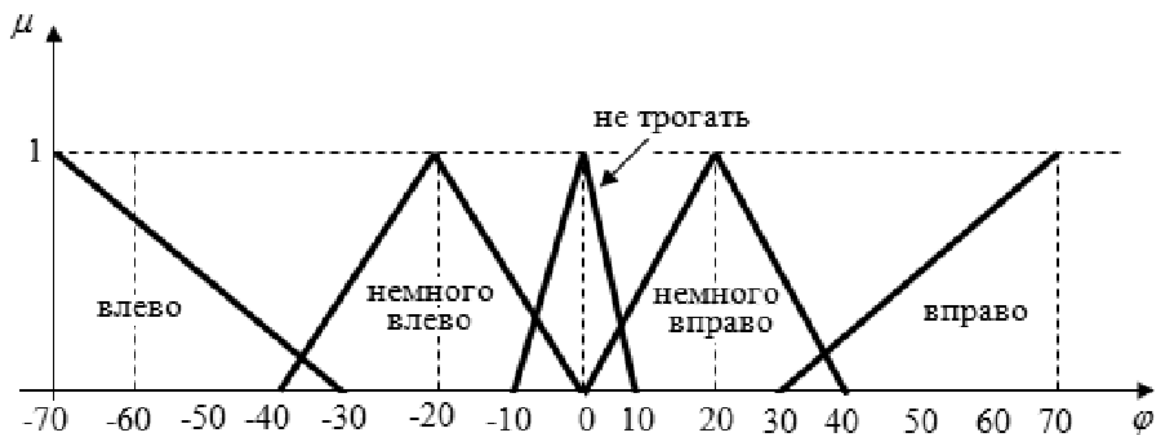
Требуется создать систему управления ручкой смесителя, обеспечивающую комфортные условия пользования душем. Поворот ручки вправо ведет к увеличению температуры поступающей воды, поворот влево — к уменьшению.

Определить, на какой угол надо повернуть ручку, если текущая температура воды равна 55°C . В качестве входной переменной (параметра) рассмотрим лингвистическую переменную «температура воды» с термами «горячая», «не очень горячая», «теплая», «не очень холодная», «холодная»,

формализуемыми нечеткими треугольными и трапецидальными числами, определенными на универсальном множестве различных значений температур — на интервале $[0^{\circ}\text{C}, 70^{\circ}\text{C}]$ (по нормативам на 2018 г.), графики функций принадлежности представлены на рисунке



В качестве выходной переменной (в качестве показателя) рассмотрим лингвистическую переменную «ручка» с термами «влево», «немного влево», «не трогать», «немного вправо», «вправо», которые формализуются нечеткими треугольными числами, определенными на универсальном множестве мыслимых значений углов поворота ручки — на интервале $[-70^{\circ}; +70^{\circ}]$, их графики функций принадлежности представлены на рисунке



Угол поворота ручки будем обозначать буквой φ . Уменьшение градуса поворота ручки (порот влево) приводит к понижению температуры вытекающей воды.

Будем исходить из того, что пользователь руководствуется следующими правилами.

1. Если вода горячая, то повернуть ручку смесителя влево.
2. Если вода не горячая, то повернуть ручку немного влево.
3. Если вода теплая, то ручку не трогать.
4. Если вода не холодная, то повернуть ручку немного вправо.
5. Если вода холодная, то повернуть ручку вправо.

Введем обозначения:

A — лингвистическая переменная «температура воды»;

B — лингвистическая переменная «ручка».

Термы «холодная», «не холодная», «теплая», «не горячая», «горячая», будем обозначать соответственно A_1, A_2, A_3, A_4, A_5 .

Термы «влево», «немного влево», «не трогать», «немного вправо», «вправо» будем обозначать соответственно B_1, B_2, B_3, B_4, B_5 .

Для удобства сформируем базу знаний (таблицу нечетких правил)

Температура воды (A)	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5
Ручка (B)	B_5	B_4	B_3	B_2	B_1

Запись, к примеру B_2 , в этой таблице означает следующее правило: «Если вода не горячая, то повернуть ручку немного влево».

Функции принадлежности термов A_1, A_2, A_3, A_4, A_5 будем обозначать μ_{A_i} , термов B - μ_{B_j} .

$$\mu_{A_1}(55)=0, \mu_{A_2}(55)=0, \mu_{A_3}(55)=0, \mu_{A_4}(55)=0,50 \mu_{A_5}(55)=0,25,$$

тогда

$$\mu_{B_1}(55)=0,25, \mu_{B_2}(55)=0,50, \mu_{B_3}(55)=0, \mu_{B_4}(55)=0, \mu_{B_5}(55)=0.$$

Укажем значения функций принадлежности термов В1 и В2 при значениях аргумента, изменяющихся с шагом 10°C.

Результаты приведены в таблице.

φ	-70	-60	-50	-40	-30	-20	-10	0	10	20	30	40	50	60	70
$\mu_{B_1}(\varphi)$	1	0.75	0.50	0.25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$\mu_{B_2}(\varphi)$	0	0	0	0	0,50	1	0,50	0	0	0	0	0	0	0	0

Рассматриваем только термы В1 и В2 , так как значения функций принадлежности для остальных термов равны нулю.

Определим значение переменной «ручка» при условии, что текущее значение температуры воды равно 55°C.

Введем два обозначения.

Через $\mu_{ij}(t,\varphi)$ обозначим функцию принадлежности нечеткого высказывания [(значение терма A_i равно t) И (значение терма B_j равно φ)],

$$\mu_{ij}(t,\varphi) = \min\{\mu_{A_i}(t), \mu_{B_j}(\varphi)\};$$

значения функций $\mu_{ij}(t,\varphi)$ для двух рассматриваемых ситуаций (для термов В1 и В2) указаны в двух верхних строках таблицы

φ	-70	-60	-50	-40	-30	-20	-10	0	10	20	30	40	50	60	70
$\mu_{51}(55,\varphi)$	0,25	0,25	0,25	0,25	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
$\mu_{42}(55,\varphi)$	0	0	0	0	0,50	0,50	0,50	0	0	0	0	0	0	0	0
$\mu_B(55,\varphi)$	0,25	0,25	0,25	0,25	0,50	0,50	0,50	0	0	0	0	0	0	0	0

Через $\mu_B(t,\varphi)$ обозначим функцию принадлежности лингвистической переменной «ручка» при условии, что значением переменной «температура воды» является значение температуры, равное t :

$$\mu_B(t, \varphi) = \max_{(i,j)} \mu_{ij}(t, \varphi).$$

Значения этой функции указаны в нижней строке таблицы, они равны максимальному числу из чисел соответствующей графы.

Первая и последняя строки таблицы задают функцию принадлежности нечеткого множества «угол поворота ручки при условии, что $t = 55^\circ\text{C}$ ».

Дефаззификация этого нечеткого множества, дает

$$\begin{aligned} & - \frac{(0,25 \cdot (70 + 60 + 50 + 40) + 0,50 \cdot (30 + 20 + 10))}{0,25 \cdot 4 + 0,50 \cdot 3 + 0 \cdot 8} + \\ & \frac{0 \cdot (0 + 10 + 20 + 30 + 40 + 50 + 60 + 70)}{0,25 \cdot 4 + 0,50 \cdot 3 + 0 \cdot 8} = \frac{-85}{2,5} = -34. \end{aligned}$$

Следовательно, ручку надо повернуть на 34° влево.

Для практического использования этого подхода необходимо организовать периодическое измерение температуры воды и, получив результат замера по приведенной схеме, определить угол поворота ручки и повернуть ее на этот угол. В конце концов получим воду нужной температуры. Понятно, что для ускорения получения желаемого результата надо уменьшать интервал времени между замера.

Литература: Флегонтов, А. В. Моделирование задач принятия решений при нечетких исходных данных / А. В. Флегонтов, В. Б. Вилков, А. К. Черных. — 2-е изд., стер. — Санкт-Петербург : Лань, 2023. — ISBN 978-5-507-47841-5. — Текст : электронный // Лань : электронно-библиотечная система. — URL: <https://e.lanbook.com/book/329102>

Практическая работа 8. Реализация генетического алгоритма

Общая схема работы алгоритма представлена на следующем рисунке

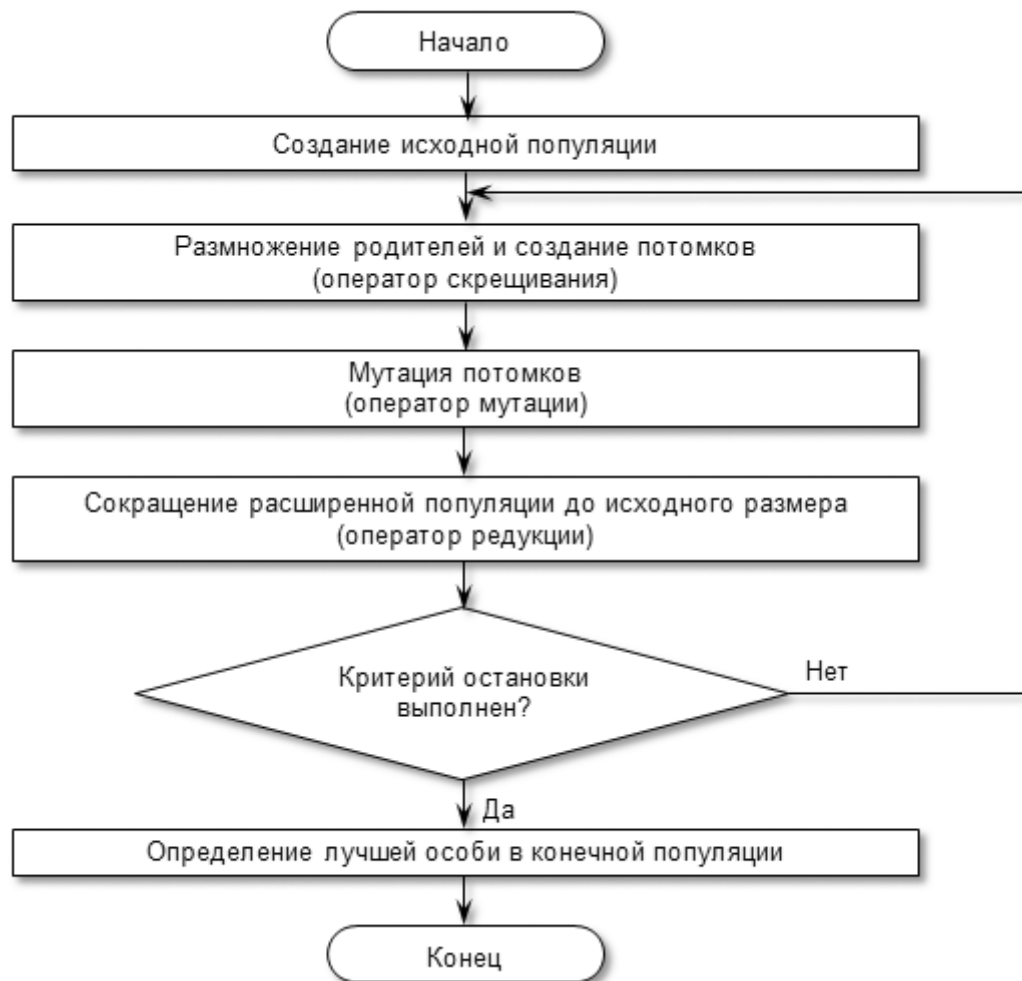


Рис. 1

Критерием остановки работы генетического алгоритма может быть одно из следующих событий

- сформировано заданное число поколений;
- исчерпано время, отведенное на эволюцию;
- популяция достигла заданного качества (значение критерия одной (нескольких, всех) особей превысило заданный порог);
- достигнут некоторый уровень сходимости (особи в популяции стали настолько подобными, что дальнейшее их улучшение происходит чрезвычайно медленно);

- и т.д.

Постановка задачи:

Целевая функция задана выражением $f(x) = 4(x-10)^2 + 4$. Требуется найти максимальное и минимальное значение целевой функции в интервале $x \in [0, 30]$.

Вариант решения задачи (особь) можно представить в виде битовой строки, которая будет соответствовать целочисленному значению x в заданном интервале. Таким образом, ген – это отдельный бит строки, хромосома – последовательность из 4-5 битов, генотип состоит из одной хромосомы (генотип $\leftrightarrow$ хромосома)

Пусть размер популяции будет 4 особи, число скрещиваний – 2, число мутаций – 1 потомок на поколение. Процесс мутации заключается в инверсии одного из битов строки, выбираемого случайно.

1. Случайным образом генерируются особи исходной популяции.

особь	значение		Значени е функци и
	десятичное	двоичное	
1	3	0011	200
2	6	0110	68
3	15	1111	104
4	20	10100	404

2. Первая итерация – оператор скрещивания. Для скрещивания случайным образом выбраны две пары особей (1, 2) и (4, 4). В каждой паре разбиение на подстроки происходит независимо от другой пары и случайным образом. Потомки получаются в результате объединения подстроки одного родителя с подстрокой другого.

потомо к	скрещивание		результат скрещиван ия	значение скрещиван ия	Значени е функци и
5	1 и 2	00 11	00 10	2	260
		01 10			
6	3 и 4	11 11	11 00	12	20
		101 00			

3. Первая итерация – оператор мутации. Для мутации случайным образом выбран потомок 6, а в нем для инверсии случайно выбран 4 бит.

потомок	мутирующий потомок		результат мутации		Значение функции
7	6	1100	1101	13	40

4. Первая итерация – оператор редукции. Отбор лучших особей из родителей и потомков выполняется по минимальным значениям целевой функции с учетом требуемого размера популяции.

Отобранные особи	десятичное	двоичное	Значение функции
2	6	110	68
3	15	1111	104
6	12	1100	20
7	13	1101	40

5. Вторая итерация – оператор скрещивания

потомок	скрещивание		результат скрещивания	значение	Значение функции
8	2 и 6	01 10	11 10	14	68
		11 00			
9	6 и 7	11 00	11 01	13	40
		11 01			

6. Вторая итерация – оператор мутации

потомок	мутирующий потомок		результат мутации		Значение функции
10	9	1101	1001	9	8

7. Вторая итерация – оператор редукции

отобранные особи	десятичное	двоичное	Значение функции
6	12	1100	20
7	13	1101	40
9	13	1101	40
10	9	1001	8

8. Третья итерация – оператор скрещивания

потомок	скрещивание		результат скрещивания	значение	Значение функции
11	6 и 10	11 00	10 00	8	20
		10 01			
12	7 и 10	11 01	10 01	9	9
		11 01			

9. Третья итерация – оператор мутации

потомок	мутирующий потомок		результат мутации		Значение функции
13	11	1000	1010	10	4

10. Третья итерация – оператор редукции

отобраны особи	десятичное	двоичное	Значение функции
6	12	1100	20
11	8	1000	20
12	9	1001	9
13	10	1010	4

Задание:

Найти минимум функции

- 1) $Y = 3 \cdot \sin(x/2 - 5)$ на интервале $[0; 10]$
- 2) $Y = 2 \cdot (x/2 - 5)^2$ на интервале $[0; 20]$
- 3) $Y = \operatorname{tg}(x/4 - 5)^2$ на интервале $[0; 15]$
- 4) $Y = (4x - 8)^4$ на интервале $[0; 20]$

Литература:

1. Корнеев В.В., Гареев А.Ф., Васютин С.В., Райх В.В. Базы данных. Интеллектуальная обработка информации – М.: Изд-во Нолидж, 2001. – 496 с.

Практическая работа 9. Применение методов искусственного интеллекта для решений задач электроэнергетики

Технологии искусственного интеллекта в электроэнергетике:

НА УРОВНЕ ПРОЕКТИРОВАНИЯ:

- улучшенное прогнозирование генерации и спроса на энергоресурсы;
- оценка надёжности энергогенерирующего оборудования;
- автоматизация повышения генерации при скачке спроса.

НА УРОВНЕ ПРОИЗВОДСТВА:

- оптимизация профилактического обслуживания;
- повышение эффективности генерации;
- снижение потерь, предотвращение краж энергоресурсов.

НА УРОВНЕ ПРОДВИЖЕНИЯ:

- оптимизация ценообразования в зависимости от времени дня и динамическая тарификация.

НА УРОВНЕ ПРЕДОСТАВЛЕНИЯ ОБСЛУЖИВАНИЯ:

- автоматический выбор наиболее выгодного поставщика;
- подробная статистика потребления;
- автоматизированное обслуживание клиентов;
- оптимизация энергопотребления с учётом привычек и поведения клиента.

Задание

Подготовьте доклад на 5-7 минут о решении определенной задачи электроэнергетики с помощью технологии искусственного интеллекта. Определите, какая технология используется. Каковы перспективы данного решения.

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«СЕВЕРО-КАВКАЗСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Методические указания

по организации самостоятельной работы по дисциплине
«Искусственный интеллект и машинное обучение для планирования и управления
режимами»
для студентов направления подготовки /специальности
13.04.02 «Электроэнергетика и электротехника»,
Магистерская программа «Мониторинг и управление режимами электрических сетей на базе
интеллектуальных информационно-измерительных систем и технологий "

(ЭЛЕКТРОННЫЙ ДОКУМЕНТ)

Методические указания по самостоятельной работе составлены в соответствии с рабочей программы дисциплины «Искусственный интеллект и машинное обучение для планирования и управления режимами» и Положения об учебно-методическом комплексе дисциплины к подготовке выпускника для получения квалификации: магистр.

Утверждены на заседании кафедры АЭСиЭ (протокол №_ от "__"_____ 20 г.).

Предназначены для студентов, обучающихся по направлению 13.04.02 «Электроэнергетика и электротехника», Магистерская программа "Мониторинг и управление режимами электрических сетей на базе интеллектуальных информационно-измерительных систем и технологий"

Составитель:

Доцент кафедры АЭС и Э, канд.техн.наук, Степанова А.А.

Оглавление

<u>ОБЩИЕ СВЕДЕНИЯ</u>	91
<u>1. СТРУКТУРА САМОСТОЯТЕЛЬНОЙ РАБОТЫ</u>	92
<u>2. МЕТОДИКА САМОСТОЯТЕЛЬНОЙ РАБОТЫ</u>	93
<u>2.1. Методика самостоятельной работы по подготовке к лекции</u>	93
<u>2.2. Методика самостоятельной работы по подготовке к практическим занятиям</u>	94
<u>2.3. Методика самостоятельной работы по подготовке реферата, доклада</u>	95
<u>2.4. Методика самостоятельной работы по самостоятельному изучению литературы</u>	97
<u>3 УЧЕБНО-МЕТОДИЧЕСКОЕ И ИНФОРМАЦИОННОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ САМОСТОЯТЕЛЬНОЙ РАБОТЫ</u>	102

ОБЩИЕ СВЕДЕНИЯ

Дисциплина «Искусственный интеллект и машинное обучение для планирования и управления режимами» является основной, призванной формировать профессиональную подготовку магистрантов, обучающихся по направлению 13.04.02 «Электроэнергетика и электротехника», магистерская программа "Мониторинг и управление режимами электрических сетей на базе интеллектуальных информационно-измерительных систем и технологий" в соответствии с Федеральным государственным образовательным стандартом высшего образования. Самостоятельная работа, наряду с аудиторными занятиями, составляет основу успешного освоения учебного курса, приобретения профессионализма и повышения компетентности.

1. СТРУКТУРА САМОСТОЯТЕЛЬНОЙ РАБОТЫ

Общий объем самостоятельной работы составляет 72 часа .

Самостоятельная работа распределена следующим образом:

Вид деятельности студентов	Итоговый продукт самостоятельной работы	Средства и технологии оценки	Объем часов (астр)
Подготовка к практическому занятию	конспект	Собеседование	36
Самостоятельное изучение литературы	конспект	Тестирование	36
ИТОГО			72.00

2. МЕТОДИКА САМОСТОЯТЕЛЬНОЙ РАБОТЫ

2.1. Методика самостоятельной работы по подготовке к лекции

При подготовке к лекции в первую очередь необходимо прочитать конспект лекции.

Конспект лекции следует рассматривать как источник информации по конкретной дисциплине или группе дисциплин. Любой источник информации содержит лишь некоторый набор сведений, далеко не исчерпывающий существующие точки зрения, статистические данные, аналитические выкладки, касающиеся прямо или косвенно данной тематики. В силу этого обстоятельства конспекты лекций рекомендуется расширять и обогащать, активно используя дополнительную литературу.

Даже самого лучшего конспекта недостаточно, чтобы безупречно подготовиться к тесту, семинару, зачету, экзамену. Конспект лекций – один (но далеко не единственный) из основных источников информации по конкретному курсу, помимо рекомендованных учебников, учебных и учебно-методических пособий, научных работ, аналитических и статистических сборников и прочего. При этом преподаватель в процессе оценки знаний студента обычно ориентируется именно на прочитанные им лекции, поэтому конспекты следует использовать при подготовке к ответу в обязательном порядке.

Во-первых, тему целесообразно учить в соответствии с планом, отмеченным в конспекте. В учебниках различных авторов в соответствии с их подходом к преподаванию дисциплины темы могут излагаться в различном порядке.

Во-вторых, рекомендованная преподавателем литература по соответствующей теме, отмеченная в конспекте, будет нужна для более широкого обзора темы и охвата всех вопросов, предложенных

преподавателем. При этом самостоятельно, без консультации преподавателя, дополнительную литературу подобрать достаточно сложно.

В-третьих, в конспекте содержится уже проработанная информация, не требующая детального подхода к изучению. Стил ь изложения материала в различных литературных источниках далеко не всегда бывает доступным.

В-четвертых, содержание конспекта – минимум, который студент обязан знать в обязательном порядке в соответствии с учебным планом. При этом в авторских учебниках и пособиях отдельным разделам может уделяться большее внимание, чем остальным, а ваш лектор может иметь на этот счет собственное мнение.

В-пятых, конспект окажет вам большую услугу, если рассматривать его как маленькую энциклопедию важнейших вопросов, которые могут быть вам заданы преподавателем. Большинство вопросов при итоговой оценке знаний будет задано с учетом того, что в лекциях предлагались ответы на них.

2.2. Методика самостоятельной работы по подготовке к практическим занятиям

Практические занятия проводятся в форме дискуссии, на которых проходит обсуждение различных аспектов концепции Smart Grid. Обсуждения направлены на освоение научных основ, эффективных методов и приемов решения конкретных практических задач, на развитие способностей к творческому использованию получаемых знаний и навыков. Основная цель заключается в закреплении знаний полученных в ходе прослушивания лекционного материала. Семинар проводится в форме устного опроса студентов по вопросам семинарских занятий, а также в виде решения практических задач или моделирования практической ситуации. В ходе подготовки к семинару студенту следует просмотреть материалы лекции, а затем начать изучение учебной литературы. Следует знать, что освещение того или иного вопроса в литературе часто является личным мнением автора,

построенного на анализе различных источников, поэтому следует не ограничиваться одним учебником или монографией, а рассмотреть как можно больше материала по интересующей теме.

В ходе самостоятельной работы студенту необходимо отслеживать научные статьи в специализированных изданиях.

Студенту рекомендуется следующая схема подготовки к семинарскому занятию:

1. Проработать конспект лекций;
2. Прочитать основную и дополнительную литературу, рекомендованную по изучаемому разделу;
3. Ответить на вопросы плана семинарского занятия;
4. Выполнить домашнее задание;
5. Проработать тестовые задания и задачи;
6. При затруднениях сформулировать вопросы к преподавателю.

При подготовке к семинарским занятиям следует руководствоваться указаниями и рекомендациями преподавателя, использовать основную литературу из представленного им списка. Для наиболее глубокого освоения дисциплины рекомендуется изучать литературу, обозначенную как «дополнительная» в представленном списке. При подготовке доклада на семинарское занятие желательно заранее обсудить с преподавателем перечень используемой литературы, за день до семинарского занятия предупредить о необходимых для предоставления материала технических средствах, напечатанный текст доклада предоставить преподавателю

2.3. Методика самостоятельной работы по подготовке доклада

Доклад (реферат) – это один из самых сложных видов самостоятельной работы с книгой, а для этого следует овладеть более простыми приемами работы – разработкой плана, составлением тезисов и конспектов. Подготовка

реферата и выступление с его изложением углубляет знания, расширяет кругозор, приучает логически, творчески мыслить, развивать культуру речи.

При просмотре литературы намечается ориентировочный план реферата, в который включается обычно 3-4 основных вопроса или раздела. Каждом из разделов формулируются подвопросы, помогающие последовательно раскрыть содержание проблемы.

В процессе изучения материала формулировки подвопросов и разделов обычно уточняются. При реферировании следует делать выписки, записывать мысли, возникающие при чтении; следует также точно записывать и определения тех понятий, которые будут использованы в реферате. Из прочитанной литературы нужно заимствовать не буквальный текст, а важнейшие мысли, идеи, теоретические положения; можно цитировать небольшие отрывки, приводить диаграммы, схемы, чертежи, но главное — высказывать собственные соображения по вопросам реферата. Приведенные выше советы следует рассматривать как примерные, предполагающие и другие подходы, поскольку у каждого человека вырабатываются свои приемы и навыки составления рефератов. Большую помощь в работе над рефератом оказывают предисловия к монографиям и сборникам. В них можно найти сведения о цели издания, а также о существующих пробелах в исследовании.

При разработке плана реферата важно учитывать, чтобы каждый его пункт раскрывал одну из сторон избранной темы, а все пункты в совокупности охватывали тему целиком. Различают несколько композиционных решений реферата: во-первых, хронологическое, когда тема раскрывается в исторической последовательности; во-вторых, описательное, при котором тема расчленяется на составные части, в целом раскрывающие определенное явление; в-третьих, аналитическое, когда тема исследуется в ее причинно-следственных связях и взаимозависимых проблемах. Важно следить за тем, чтобы каждый пункт плана был соотнесен с главной темой и не содержал повторения в других пунктах. Важными разделами реферата

является вступление и заключение. Во вступлении надо обосновать актуальность темы, обозначить круг составляющих ее проблем, четко и кратко определить задачу своей работы. В заключении делаются краткие выводы, подводятся итоги. В конце реферата должен быть приложен список литературы.

В отличие от тематического конспекта реферат требует большей творческой активности, самостоятельности в обобщении изученной литературы, умения логически стройно изложить материал, оценить различные точки зрения на исследуемую проблему и высказать о ней собственное мнение. В реферате важно связать теоретические положения с практикой.

Итак, реферат – это самостоятельное произведение автора, которое должно свидетельствовать о знании литературы по данной теме, ее основной проблематике, отражать точку зрения автора реферата на эту проблематику, его умение осмысливать явления жизни на основе теоретических знаний.

При оценке реферата обычно руководствуются следующими критериями:

1. Удалось ли его автору раскрыть сущность данной проблемы;
2. Сумел ли автор показать связь рассматриваемой проблемы с жизнью;
3. Проявил ли автор самостоятельность и творческий подход в изложении реферата;
4. Можно ли считать реферат логически стройным и т.д.

2.4. Методика самостоятельной работы по самостоятельному изучению литературы

Большая часть самостоятельной работы студента состоит в **изучении литературы**. Одна из задач студента – научиться самостоятельно работать с книгой, а это требует определенных затрат энергии и времени. Поэтому надо научиться делать эту работу рационально, то есть необходимо учиться читать.

Методы эффективной работы с книгой в целях развития интеллекта можно условно разделить на две группы:

1. Правильная организация процесса чтения
2. Повышение скорости чтения и восприятия.

В комплексе оба метода могут в 2-3 раза сократить время прочтения различных материалов.

При чтении текста мозг формирует «свою трактовку содержания» прочитанного. Происходит перекодирование сообщения на языке собственных мыслей читателя. Мозг выделяет «ядерное», сущностное значение из текста. Эффективность такой перекодировки зависит от осмысления и внимательности чтения.

Дифференциальный алгоритм чтения в соответствии с блоками позволяет реализовать логико-семантический анализ текста: вначале выделить ключевые слова, затем построить смысловые ряды и, наконец, выделив цепь знаний, сформулировать доминанту. Именно так и только так (по О.А. Андрееву) можно увидеть главное, действительно, проникнуть в суть вещей, явлений, излагаемых автором.

Возможны три основных способа чтения.

- Первый способ – артикуляция или проговаривание вслух (или почти вслух) того, что читаешь. Скорость такого чтения невелика.
- Второй способ – чтение про себя, при котором речевой процесс проявлен в форме внутренней речи, то есть без открытой артикуляции. Текст, при этом усваивается более эффективно. Способ в принципе допускает быстрое чтение.
- Третий, наиболее совершенный способ чтения – тоже молча, но в условиях максимального сжатия внутренней речи, при котором она проявляется в виде коротких залпов ключевых слов и смысловых рядов, адекватно отражающих смысл текста.

Итак, артикуляция замедляет процесс чтения и от нее необходимо избавиться. Однако не приведет ли сокращение артикуляции при повышении скорости чтения к снижению качества восприятия и осмысления полученной информации?

Как показали исследования психологов, иногда при чтении слова могут быть заменены наглядными представлениями, пространственными схемами. Целые группы слов – одним словом.

Быстро читающие люди обладают способностью, не проговаривая читаемый текст, сразу улавливать и фиксировать замысел автора, а затем усваивать его на уровне внутренней речи. В этом случае, несмотря на высокую скорость чтения, происходит глубокое понимание и усвоение прочитанного, так как основная идея понятна с самого начала. Задачу научиться такому чтению можно решать в два этапа. Первый предполагает сокращение артикуляции, если она ярко выражена, второй – овладение приемами чтения, при которых текст воспринимается крупными информационными блоками.

Перед углубленным чтением любого текста (статьи, книги, конспекта, лекции перед экзаменом) сначала бегло просмотрите его целиком. При этом постарайтесь выявить основные стержневые идеи, наиболее крупные части и логику их изложения. Лишь после такого просмотра переходите к более детальному чтению.

Перед чтением статьи или параграфа учебника попробуйте проделать следующее: прочитайте внимательно первый абзац, потом бегло просмотрите первые или последние фразы следующих абзацев (в них обычно содержится основная информация), обратите внимание на курсивы, разрядки, подзаголовочный текст и, наконец, внимательно прочтите один-два последних абзаца; постарайтесь выявить основное направление текста и его построение.

Прочитав в тексте интересную идею, полезно остановить свое внимание на ней, прислушаться к тем мыслям, которые она у вас вызвала, подумать о тех последствиях, которые из нее вытекают, попытаться развивать ее дальше.

Существенно замедляют чтение регрессии – частые возвратные движения глаз, многократное повторное прочитывание материала. Возвратиться к уже прочитанному, но недостаточно хорошо понятому участку лучше всего, когда прочитан законченный смысловой фрагмент текста и сделана хотя бы попытка его осмысления, а не в процессе чтения предложения.

Любой текст не однороден по своей информационной насыщенности. В некоторых предложениях, абзацах сконцентрировано очень много информации, например, формулируются основные положения, ведущие идеи и т.д., а другие служат лишь иллюстрацией, фоном. Таким образом, текст имеет «смысловой рельеф». Чем точнее читатель умеет определить степень важности каждого отрезка текста и приспособить к «смысловому барьеру» способ своего чтения (то есть замедлить и углубить в более важных местах и ускорять в менее важных), тем продуктивнее чтение. Постарайтесь гибко варьировать способ работы с текстом в соответствии с его «смысловым барьером».

Чтобы чтение было эффективным, попробуйте по прочитанному всегда отвечать на 6 вопросов: *«Кто делает? Что делает? Когда? Почему? Где? Как?»*

Самостоятельная работа с книгой может быть успешной, если текст не только прочитан, но и законспектирован. Существует несколько **форм записей**, но любая форма записи не даст нужного результата, если не будет пробуждать мысли того, кто ее ведет, если отсутствует активная работа ума и формирование своих выводов из прочитанного.

Выбор формы записи зависит от индивидуальных особенностей человека, его образованности и опыта. При этом не меньшую роль играет назначение записей, то есть то, какие задачи ставит перед собой человек (для самообразования, для выступления на семинаре, для использования в будущем).

Введение записей мобилизует наряду со зрительной памятью, также и моторную память. Кроме того, у человека, систематически ведущего записи изучаемой литературы, создается свой фонд материалов для быстрого повторения и мобилизации накопленных знаний.

Все записи должны быть убористыми и компактными. Интервалы между строками должны быть достаточными, чтобы вписывать дополнения. Рекомендуется вести записи ручкой, а карандашом или ручкой другого цвета пользоваться для отметок и выделений при последующей работе. Полезно также датировать записи.

Записи могут носить различный характер: план, выписки, тезисы, аннотирование, конспектирование, реферирование.

3 УЧЕБНО-МЕТОДИЧЕСКОЕ И ИНФОРМАЦИОННОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ САМОСТОЯТЕЛЬНОЙ РАБОТЫ

Перечень основной литературы :

1. Сотник, С. Л. Проектирование систем искусственного интеллекта : учебное пособие / С. Л. Сотник. — 3-е изд. — Москва : Интернет-Университет Информационных Технологий (ИНТУИТ), Ай Пи Ар Медиа, 2021. — 228 с. — ISBN 978-5-4497-0868-7. — Текст : электронный // Цифровой образовательный ресурс IPR SMART : [сайт]

2. Сысоев, Д. В. Введение в теорию искусственного интеллекта : учебное пособие / Д. В. Сысоев, О. В. Курипта, Д. К. Проскурин. — Москва : Ай Пи Ар Медиа, 2021. — 170 с. — ISBN 978-5-4497-1092-5. — Текст : электронный // Цифровой образовательный ресурс IPR SMART : [сайт].

3. Павлова, А. И. Искусственные нейронные сети : учебное пособие / А. И. Павлова. — Москва : Ай Пи Ар Медиа, 2021. — 190 с. — ISBN 978-5-4497-1165-6. — Текст : электронный // Цифровой образовательный ресурс IPR SMART : [сайт]

Перечень дополнительной литературы:

1. Остроух, А. В. Системы искусственного интеллекта : монография / А. В. Остроух, Н. Е. Суркова. — 2-е изд., стер. — Санкт-Петербург : Лань, 2021. — 228 с. — ISBN 978-5-8114-8519-2. — Текст : электронный // Лань : электронно-библиотечная система.

2. Романов, П. С. Системы искусственного интеллекта. Моделирование нейронных сетей в системе MATLAB. Лабораторный практикум / П. С. Романов, И. П. Романова. — 2-е изд., стер. — Санкт-Петербург : Лань, 2022. — 140 с. — ISBN 978-5-8114-9991-5. — Текст : электронный // Лань : электронно-библиотечная система.

Интернет-ресурсы:

- 1 <http://tpu.ru/> - Сайт Национального Исследовательского Томского Политехнического Университета.
- 2 <http://www.mpei.ru> - Сайт Национального Исследовательского Университета. Московский Энергетический Институт (МЭИ).
- 3 <http://www.news.elteh.ru/> - Сайт: новости электротехники. Информационно – справочное издание.