



МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Магнитогорский государственный технический университет им. Г.И. Носова»



РАБОЧАЯ ПРОГРАММА ДИСЦИПЛИНЫ (МОДУЛЯ)

МЕТОДЫ НЕЙРОКОМПЬЮТЕРНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Направление подготовки (специальность)
09.03.01 Информатика и вычислительная техника

Направленность (профиль/ специализация) программы
Программное обеспечение средств вычислительной техники и
автоматизированных систем

Уровень высшего образования – бакалавриат

Программа подготовки – академический бакалавриат

Форма обучения
Очная

Институт
Кафедра
Курс
Семестр

энергетики и автоматизированных систем
вычислительной техники и программирования
4
7

Магнитогорск
2018 г.

Рабочая программа составлена на основе ФГОС ВО по направлению подготовки (специальности) 09.03.01 Информатика и вычислительная техника, утвержденного приказом МО и Н РФ от 12.01.2016 № 5.

Рабочая программа рассмотрена и одобрена на заседании кафедры вычислительной техники и программирования «05» сентября 2018 г., протокол № 1.

Зав. кафедрой  О.С. Логунова

Рабочая программа одобрена методической комиссией института энергетики и автоматизированных систем «26» сентября 2018 г., протокол № 1.

Председатель  С.И. Лукьянов

Рабочая программа составлена старшим преподавателем кафедры
вычислительной техники и программирования

 М.В. Зарецким

Рецензент:

начальник отдела инновационных разработок ЗАО
«КонсОМ-СКС», канд. техн. наук

 А.Н. Панов

Лист регистрации изменений и дополнений

№ п/п	Раздел программы	Краткое содержание изменения/дополнения	Дата. № протокола заседания кафедры	Подпись зав. кафедрой
1	8	Корректировка списка рекомендуемой литературы	2,09,2019, прото- кол №1	<i>С. Гарифуллин</i>
2	9	Обновление ссылки на перечень про- граммного обеспечения	2,09,2019, прото- кол №1	<i>С. Гарифуллин</i>

1 Цели освоения дисциплины (модуля)

Целями освоения дисциплины (модуля) «Методы нейрокомпьютерного моделирования» являются:

- формирование у студентов понимания основных парадигм нейроинформатики;
- выработка у студентов умения применять нейросетевые методы для решения практических задач;
- выработка понимания сложностей, связанных с реализацией нейросетевых методологий и путей их преодоления;
- выработка навыков применения современных программных средств, реализующих нейросетевые методы.

Для достижения поставленных целей в курсе «Методы нейрокомпьютерного моделирования» решаются задачи:

- изучение методологических основ нейрокомпьютерного моделирования;
- изучение математических основ нейрокомпьютерного моделирования;
- освоение современного программного обеспечения, реализующего методы нейрокомпьютерного моделирования;

2 Место дисциплины (модуля) в структуре образовательной программы подготовки бакалавра (магистра, специалиста)

Дисциплина «Методы нейрокомпьютерного моделирования» входит в вариативную часть блока 1 образовательной программы.

Для изучения дисциплины необходимы знания (умения, владения), сформированные в результате изучения следующих дисциплин:

- философии (базовая часть блока 1 образовательной программы). Знания, полученные при изучении данной дисциплины, позволяют обучающимся освоить основы эпистемологии, необходимые для понимания нейрокомпьютерной парадигмы в моделировании;
- математики (базовая часть блока 1 образовательной программы). Знания, умения и владения, полученные при изучении данной дисциплины, позволят обучающимся освоить математический аппарат нейрокомпьютерного моделирования;
- информатики (базовая часть блока 1 образовательной программы). Знания, умения и владения, полученные при изучении данной дисциплины, являются основой для освоения средств обработки информации в соответствии с нейрокомпьютерной парадигмой;
- прикладного программирования (базовая часть блока 1 образовательной программы). Знания, умения и владения, полученные при изучении данной дисциплины, являются основой для освоения методологии разработки программ в нейрокомпьютерной парадигме.

Знания (умения, владения), полученные при изучении данной дисциплины будут необходимы для выполнения выпускной квалификационной работы.

3 Компетенции обучающегося, формируемые в результате освоения дисциплины (модуля) и планируемые результаты обучения

В результате освоения дисциплины (модуля) «Методы нейрокомпьютерного моделирования» обучающийся должен обладать следующими компетенциями:

Структурный элемент компетенции	Планируемые результаты обучения
ПК-2. Обладает способностью разрабатывать компоненты аппаратно-программных комплексов и баз данных, используя современные инструментальные средства и технологии программирования.	
Знать	– основные парадигмы моделирования - детерминированная модель, веро-

Структурный элемент компетенции	Планируемые результаты обучения
	ятностная модель, нейросетевая модель; – методы построения моделей в условиях неустранимой неопределенности; – методы построения нейросетевых моделей, устойчивых к естественным и искусственным помехам.
Уметь	– определять целесообразность применения нейросетевой методологии для моделирования явления или процесса; – выбирать наиболее подходящие для создания модели нейросетевые архитектуры; – модифицировать архитектуру искусственной нейронной сети в соответствии с требованиями адекватности модели.
Владеть	– навыками применения нейросетевых средств моделирования.
ПК-3 Обладает способностью обосновывать принимаемые проектные решения, осуществлять постановку и выполнять эксперименты по проверке их корректности и эффективности	
Знать	– основы методологии построения нейросетевых баз знаний, систем поддержки принятия решений для создания моделей предметной области; – методологию верификации результатов моделирования, осуществляемого с использованием нейросетевых интеллектуальных систем; – методологию разработки систем поддержки принятия решений.
Уметь	– выбирать концепцию построения модели интеллектуальной системы поддержки принятия решений, соответствующую поставленной прикладной задаче; – выбирать алгоритмы верификации функционирования моделей на основе нейросетевых интеллектуальных систем.
Владеть	– навыками применения программного обеспечения интеллектуальных систем для разработки интеллектуальных моделей; – навыками осуществления настройки и верификации программного обеспечения интеллектуальных систем для разработки и функционирования интеллектуальных моделей; – навыками осуществления модификации программного обеспечения интеллектуальных систем для разработки и функционирования интеллектуальных моделей.

4 Структура и содержание дисциплины (модуля)

Общая трудоемкость дисциплины составляет 4 зачетные единицы 144 акад. часа, в том числе:

- контактная работа – 55 акад. часов:
 - аудиторная – 54 акад. часа;
 - внеаудиторная – 1 акад. час
- самостоятельная работа – 89 акад. часов.

Раздел/ тема дисциплины	Семестр	Аудиторная контактная работа (в акад. часах)			Самостоятельная работа (в акад. часах)	Вид самостоятельной работы	Форма текущего контроля успеваемости и промежуточной аттестации	Код и структурный элемент компетенции
		лекции	лаборат. занятия	практич. занятия				
1. Раздел 1. Основные парадигмы нейрокомпьютерного моделирования.	7							
1.1. Тема. Основные парадигмы нейрокомпьютерного моделирования.	7	2	4		8	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы.	Беседа – обсуждение. Устный опрос.	ПК-2 – зув ПК3 – зув
1.2. Тема. Обзор нейросетевых архитектур, применяемых в моделировании	7	2	4		8	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы. Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода. Устный опрос.	ПК-2 – зув ПК3 – зув
Итого по разделу	7	4	8		16		Проверка индивидуальных заданий	
2. Раздел 2. Персептронные модели.	7							
2.1. Тема. Простейшие модели на основе персептрана Ф. Розенблатта.	7	2	4		10	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода.	ПК-2 – зув ПК3 – зув

Раздел/ тема дисциплины	Семестр	Аудиторная контактная работа (в акад. часах)			Самостоятельная работа (в акад. часах)	Вид самостоятельной работы	Форма текущего контроля успеваемости и промежуточной аттестации	Код и структурный элемент компетенции
		лекции	лаборат. занятия	практич. занятия				
Проблема XOR						Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Устный опрос.	
2.2. Тема Модели на основе многослойного персептрона	7	2	4		10	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы. Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода. Устный опрос.	ПК-2 – зув ПК3 – зув
Итого по разделу	7	4	8		20		Проверка индивидуальных заданий	
3. Раздел. Ассоциативные модели.	7							
3.1. Тема. Модели на основе автосассоциативных сетей	7	2	4		12	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы. Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода. Устный опрос.	ПК-2 – зув ПК3 – зув
3.2. Тема. Модели на основе гетеросассоциативных сетей.	7	2	4/2И		14	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы. Подготовка к лабораторному занятию.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода. Устный опрос.	ПК-2 – зув ПК3 – зув

Раздел/ тема дисциплины	Семестр	Аудиторная контактная работа (в акад. часах)			Самостоятельная работа (в акад. часах)	Вид самостоятельной работы	Форма текущего контроля успеваемости и промежуточной аттестации	Код и структурный элемент компетенции
		лекции	лаборат. занятия	практич. занятия				
						Выполнение лабораторной работы.		
Итого по разделу	7	4	8/2И		26		Проверка индивидуальных заданий	
4. Раздел. Радиально-базисные модели.	7							
4.1. Тема. Модели с нулевой ошибкой.	7	2	6/6И		12	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы. Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода. Устный опрос.	ПК-2 – зув ПК3 – зув
4.2. Тема. Модели обобщенной регрессии	7	4	6/6И		15	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы. Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода. Устный опрос.	ПК-2 – зув ПК3 – зув
Итого по разделу		6	12/12И		27		Проверка индивидуальных заданий	
Итого за семestr		18	36/14И		89		Зачет	
Итого по дисциплине		18	36/14И		89			

5 Образовательные и информационные технологии

1. Традиционные образовательные технологии ориентируются на организацию образовательного процесса, предполагающую прямую трансляцию знаний от преподавателя к студенту (преимущественно на основе объяснительно-иллюстративных методов обучения). Учебная деятельность студента носит в таких условиях, как правило, репродуктивный характер.

Формы учебных занятий с использованием традиционных технологий:

Информационная лекция – последовательное изложение материала в дисциплинарной логике, осуществляющее преимущественно верbalными средствами (монолог преподавателя).

Семинар – беседа преподавателя и студентов, обсуждение заранее подготовленных сообщений по каждому вопросу плана занятия с единым для всех перечнем рекомендаций обязательной и дополнительной литературы.

Практическое занятие, посвященное освоению конкретных умений и навыков по предложенному алгоритму.

Лабораторная работа – организация учебной работы с реальными материальными и информационными объектами, экспериментальная работа с аналоговыми моделями реальных объектов.

2. Технологии проблемного обучения – организация образовательного процесса, которая предполагает постановку проблемных вопросов, создание учебных проблемных ситуаций для стимулирования активной познавательной деятельности студентов.

3. Интерактивные технологии – организация образовательного процесса, которая предполагает активное и нелинейное взаимодействие всех участников, достижение на этой основе личностно значимого для них образовательного результата. Наряду со специализированными технологиями такого рода принцип интерактивности прослеживается в большинстве современных образовательных технологий. Интерактивность подразумевает субъект - субъектные отношения в ходе образовательного процесса и, как следствие, формирование саморазвивающейся информационно-ресурсной среды.

Формы учебных занятий с использованием специализированных интерактивных технологий:

Лекция «обратной связи» – лекция–провокация (изложение материала с заранее запланированными ошибками), лекция-беседа, лекция-дискуссия, лекция–пресс-конференция.

4. Информационно-коммуникационные образовательные технологии – организация образовательного процесса, основанная на применении специализированных программных сред и технических средств работы с информацией.

6 Учебно-методическое обеспечение самостоятельной работы обучающихся

Задание к лабораторной работе по теме:

Основные парадигмы нейрокомпьютерного моделирования.

Дана самонастраивающаяся программа на языке Python. Проанализировать текст программы. Выполнить обращение к ней в соответствии с заданием.

import numpy as np

```
def nonlin(x, deriv=False):
    if (deriv):
        return nonlin(x)*(1-nonlin(x))
    return 1/(1+np.exp(-x))

def train(X,y,n_iter):
    np.random.seed(1)
    syn0=2*np.random.random((3,1))-1
```

```

for iter in range(n_iter):
    l0 = X
    l1 = nonlin(np.dot(l0,syn0))
    l1_error=y-l1
    l1_delta=l1_error*nonlin(l1,True)
    syn0 += np.dot(l0.T,l1_delta)
return syn0
def query(syn,XX):
    res = nonlin(np.dot(XX,syn))
    return res

```

Задания.

1.

```

X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,2],[0,2,2],[2,0,2],[2,2,2]])
n_iter = 10000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans);

```

2.

```

X = np.array([[1,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,2],[0,2,2],[2,0,2],[2,2,2]])
n_iter = 12000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans);

```

3.

```

X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,3],[0,2,2],[2,0,2],[2,2,2]])
n_iter = 15000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)

```

4.

```

X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,1,2],[0,2,2],[2,0,2],[2,2,2]])
n_iter = 17000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)

```

5.

```
X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,2],[0,2,2],[2,1,2],[2,2,2]])
n_iter = 9000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)
```

6.

```
X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,2],[0,2,2],[2,0,2],[2,1,7]])
n_iter = 20000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)
```

7.

```
X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,2],[0,2,2],[2,5,2],[1,2,2]])
n_iter = 11000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)
```

8.

```
X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,2],[0,2,2],[2,5,2],[2,2,2]])
n_iter = 19000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)
```

9.

```
X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[1,1,2],[0,2,2],[2,0,2],[2,2,2]])
n_iter = 10000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)
```

10.

```
X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[1,1,2],[0,2,2],[2,0,2],[5,2,2]])
```

```

n_iter = 10000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)

```

Задание к лабораторной работе по теме:
Обзор нейросетевых архитектур, применяемых в моделировании
 Рассмотреть предложенный пример на встроенным языке Matlab, предназначенный для моделирования.
 Проанализировать результаты.

1.

```

function q=my_Prog_01()
P = [1 -1.2]
T=[0.5 1]
net=newlind(P,T)
Y=sim(net,P)
net.IW{1,1}
q=net.b

```

2.

```

function q=my_Prog_02()
Diap_Entry_Changes = [-1 1;-1 1];
Number_of_Neurons =1;
Initial_Weights = [2 3];
Initial_Bias=[-4];
P=[5;6];
net=newlin(Diap_Entry_Changes,Number_of_Neurons);
net.IW{1,1}=Initial_Weights;
net.b{1}=Initial_Bias;
q=sim(net,P)

```

3.

```

function q=my_Prog_03()
P=[1 -1.2];
T=[0.5 1];
w_range=-1:0.1:0; b_range=0.5:0.1:1;
ES=errsurf(P,T,w_range,b_range,'purelin')
contour(w_range,b_range,ES,20)
hold on
plot(-2.2727e-001,7.2727e-001,'x')
hold off

```

4.

```

function q5=my_Prog_04
P=[1 -1.2];
T=[0.5 1];
maxlr=0.4*maxlinlr(P,'bias')
w_range=-1:0.1:0; b_range=0.5:0.1:1;
ES=errsurf(P,T,w_range,b_range,'purelin')
contour(w_range,b_range,ES,20)

```

```

hold on
plot(-2.2727e-001,7.2727e-001,'x')
hold off

5.
function q=my_Prog_05()
Diap_Entry_Changes = [-1 -1;-1 1];
Number_of_Neurons =1;
Initial_Weights = [3 3];
Initial_Bias=[-4];
P=[5;6];
net=newlin(Diap_Entry_Changes,Number_of_Neurons);
net.IW{1,1}=Initial_Weights;
net.b{1}=Initial_Bias;
a=sim(net,P)

6.
function q=my_Prog_06()
Diap_Entry_Changes = [1 1]
Number_of_Neurons =1
Input_Delay_Vector = [1 1];
Initial_Weights = [1 2];
Initial_Bias_Connect=0
P={-1 -1/2 1/2 1};
Q=[-1 -1/3 1/4 1];
R={[[-1 1] [-1/2 1/2] [1/2 -1/2] [1 -1]}];
net=newlin(Diap_Entry_Changes,Number_of_Neurons,Input_Delay_Vector)
net.IW{1,1}=Initial_Weights
net.biasConnect = Initial_Bias_Connect;
a=sim(net,P)
b=sim(net,Q)
c=sim(net,R)
q=cell2mat(c(1,:))

7.
function a=my_Prog_07()
Diap_Entry_Changes = [-1 0;-1 0];
Number_of_Neurons =1;
Initial_Weights = [2 3];
Initial_Bias=[-4];
P=[5;6];
net=newlin(Diap_Entry_Changes,Number_of_Neurons);
net.IW{1,1}=Initial_Weights;
net.b{1}=Initial_Bias;
a=sim(net,P)

8.
function q=my_Prog_08()
Diap_Entry_Changes = [-1 1]
Number_of_Neurons =1
Input_Delay_Vector = [0 1];
Initial_Weights = [1 2];
Initial_Bias_Connect=0

```

```

P=[-1 -1/2 1/2 1];
Q=[-1 -1/2 1/2 1];
R=[[-1 1] [-1/2 1/2] [1/2 -1/3] [1 -1]];
net=newlin(Diap_Entry_Changes,Number_of_Neurons,Input_Delay_Vector)
net.IW{1,1}=Initial_Weights
net.biasConnect = Initial_Bias_Connect;
q=sim(net,P)
b=sim(net,Q)
c=sim(net,R)
q=cell2mat(c(1,:))
end

```

9.

```

function q=my_Prog_09()
P=[1 -1.2];
T=[0.5 1];
w_range=-1:0.01:0; b_range=0.5:0.01:1;
ES=errsurf(P,T,w_range,b_range,'purelin')
contour(w_range,b_range,ES,20)
hold on
plot(-2.2727e-001,7.2727e-001,'x')
hold off

```

10.

```

function q=my_Prog_10()
P=[3 -1.-2];
T=[0.5 3];
maxlr=0.4*maxlinlr(P,'bias')
w_range=-1:0.01:0; b_range=0.5:0.1:1;
ES=errsurf(P,T,w_range,b_range,'purelin')
contour(w_range,b_range,ES,20)
hold on
plot(-2.2727e-001,7.2727e-001,'x')
hold off

```

Задание к лабораторной работе по теме:

Простейшие модели на основе персептрона Ф. Розенблатта. Проблема XOR

Дана самонастраивающаяся программа на языке Python. Проанализировать текст программы. Выполнить обращение к ней в соответствии с заданием. Путь к файлам с исходными данными пользователь задает самостоятельно.

```

import numpy as np
from numpy.random import seed
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib.colors import ListedColormap

class Perceptron(object):
    def __init__(self, eta=0.01, n_iter=10):
        self.eta=eta
        self.n_iter=n_iter

    def fit(self, X,y):

```

```

self.w_ = np.zeros(1 + X.shape[1])
self.errors_ = []

for _ in range(self.n_iter):
    errors = 0
    for Xi, target in zip(X,y):
        update = self.eta * (target-self.predict(Xi))
        self.w_[1:] += update*Xi
        self.w_[0] += update
        errors += int(update != 0.0)
    self.errors_.append(errors)
return self

def net_input(self, X):
    return np.dot(X,self.w_[1:]) + self.w_[0]

def predict(self, X):
    return np.where(self.net_input(X) >=0,1,-1)

```

1.

```

fname=r'c:/Users/user/Apache3/Lib/site-packages/pandas/tests/data/iris.csv'
df = pd.read_csv(fname, header=None)
print(df.head())
y = df.iloc[1:100,4].values
y = np.where(y == 'Iris-setosa', -1, 1)
for i in range(X.shape[0]):
    X[i,0],X[i,1]=float(X[i,0]),float(X[i,1])
X = df.iloc[1:100,[0,2]].values
plt.scatter(X[:50,0], X[:50,1], color='red', marker='o', label='setosa')
plt.scatter(X[50:100], X[50:100], color='blue', marker='x', label='versicolor')
plt.show()
ppn = Perceptron(eta=0.1,n_iter=10)
ppn.fit(X,y)
print(ppn.errors_)
plt.plot(range(1, len(ppn.errors_) + 1), ppn.errors_, marker='o')
plt.show()

```

2.

```

fname=r'c:/Users/user/Apache3/Lib/site-packages/pandas/tests/data/iris.csv'
df = pd.read_csv(fname, header=None)
print(df.head())
y = df.iloc[1:100,4].values
y = np.where(y == 'Iris-setosa', -1, 1)
for i in range(X.shape[0]):
    X[i,0],X[i,1]=float(X[i,0]),float(X[i,1])
X = df.iloc[1:100,[0,2]].values
plt.scatter(X[:50,0], X[:50,1], color='red', marker='o', label='setosa')
plt.scatter(X[50:100], X[50:100], color='blue', marker='x', label='versicolor')
plt.show()
ppn = Perceptron(eta=0.05,n_iter=50)
ppn.fit(X,y)
print(ppn.errors_)
plt.plot(range(1, len(ppn.errors_) + 1), ppn.errors_, marker='o')
plt.show()

```

3.

```

fname=r'c:/Users/user/Apache/Anaconda3/Lib/site-packages/pandas/tests/data/iris.csv'
df = pd.read_csv(fname, header=None)
print(df.head())
y = df.iloc[1:100,4].values
y = np.where(y == 'Iris-setosa', -1, 1)
for i in range(X.shape[0]):
    X[i,0],X[i,1]=float(X[i,0]),float(X[i,1])
X = df.iloc[1:100,[0,2]].values
plt.scatter(X[:50,0], X[:50,1], color='red', marker='o', label='setosa')
plt.scatter(X[50:100], X[50:100], color='blue', marker='x', label='versicolor')
plt.show()
ppn = Perceptron(eta=0.09,n_iter=170)
ppn.fit(X,y)
print(ppn.errors_)
plt.plot(range(1, len(ppn.errors_) + 1), ppn.errors_, marker='o')
plt.show()

```

4.

```

fname=r'c:/Users/user/Apache/Anaconda3/Lib/site-packages/pandas/tests/data/iris.csv'
df = pd.read_csv(fname, header=None)
print(df.head())
y = df.iloc[1:100,4].values
y = np.where(y == 'Iris-setosa', -1, 1)
for i in range(X.shape[0]):
    X[i,0],X[i,1]=float(X[i,0]),float(X[i,1])
X = df.iloc[1:100,[0,2]].values
plt.scatter(X[:50,0], X[:50,1], color='red', marker='o', label='setosa')
plt.scatter(X[50:100], X[50:100], color='blue', marker='x', label='versicolor')
plt.show()
ppn = Perceptron(eta=0.2,n_iter=7)
ppn.fit(X,y)
print(ppn.errors_)
plt.plot(range(1, len(ppn.errors_) + 1), ppn.errors_, marker='o')
plt.show()

```

5.

```

fname=r'c:/Users/user/Apache/Anaconda3/Lib/site-packages/pandas/tests/data/iris.csv'
df = pd.read_csv(fname, header=None)
print(df.head())
y = df.iloc[1:100,4].values
y = np.where(y == 'Iris-setosa', -1, 1)
for i in range(X.shape[0]):
    X[i,0],X[i,1]=float(X[i,0]),float(X[i,1])
X = df.iloc[1:100,[0,2]].values
plt.scatter(X[:50,0], X[:50,1], color='red', marker='o', label='setosa')
plt.scatter(X[50:100], X[50:100], color='blue', marker='x', label='versicolor')
plt.show()
ppn = Perceptron(eta=0.09,n_iter=15)
ppn.fit(X,y)
print(ppn.errors_)
plt.plot(range(1, len(ppn.errors_) + 1), ppn.errors_, marker='o')
plt.show()

```

6.

```
fname=r'c:/Users/user/Apache3/Lib/site-packages/pandas/tests/data/iris.csv'
df = pd.read_csv(fname, header=None)
print(df.head())
y = df.iloc[1:100,4].values
y = np.where(y == 'Iris-setosa', -1, 1)
for i in range(X.shape[0]):
    X[i,0],X[i,1]=float(X[i,0]),float(X[i,1])
X = df.iloc[1:100,[0,2]].values
plt.scatter(X[:50,0], X[:50,1], color='magenta', marker='o', label='setosa')
plt.scatter(X[50:100], X[50:100], color='blue', marker='x', label='versicolor')
plt.show()
ppn = Perceptron(eta=0.08,n_iter=10)
ppn.fit(X,y)
print(ppn.errors_)
plt.plot(range(1, len(ppn.errors_) + 1), ppn.errors_, marker='o')
plt.show()
```

7.

```
fname=r'c:/Users/user/Apache3/Lib/site-packages/pandas/tests/data/iris.csv'
df = pd.read_csv(fname, header=None)
print(df.head())
y = df.iloc[1:100,4].values
y = np.where(y == 'Iris-setosa', -1, 1)
for i in range(X.shape[0]):
    X[i,0],X[i,1]=float(X[i,0]),float(X[i,1])
X = df.iloc[1:100,[0,2]].values
plt.scatter(X[:50,0], X[:50,1], color='red', marker='o', label='setosa')
plt.scatter(X[50:100], X[50:100], color='blue', marker='x', label='versicolor')
plt.show()
ppn = Perceptron(eta=0.05,n_iter=100)
ppn.fit(X,y)
print(ppn.errors_)
plt.plot(range(1, len(ppn.errors_) + 1), ppn.errors_, marker='o')
plt.show()
```

8.

```
fname=r'c:/Users/user/Apache3/Lib/site-packages/pandas/tests/data/iris.csv'
df = pd.read_csv(fname, header=None)
print(df.head())
y = df.iloc[1:100,4].values
y = np.where(y == 'Iris-setosa', -1, 1)
for i in range(X.shape[0]):
    X[i,0],X[i,1]=float(X[i,0]),float(X[i,1])
X = df.iloc[1:100,[0,2]].values
plt.scatter(X[:50,0], X[:50,1], color='red', marker='o', label='setosa')
plt.scatter(X[50:100], X[50:100], color='blue', marker='x', label='versicolor')
plt.show()
ppn = Perceptron(eta=0.06,n_iter=1000)
ppn.fit(X,y)
print(ppn.errors_)
plt.plot(range(1, len(ppn.errors_) + 1), ppn.errors_, marker='o')
plt.show()
```

```

9.
fname=r'c:/Users/user/Anaconda3/Lib/site-packages/pandas/tests/data/iris.csv'
df = pd.read_csv(fname, header=None)
print(df.head())
y = df.iloc[1:100,4].values
y = np.where(y == 'Iris-setosa', -1, 1)
for i in range(X.shape[0]):
    X[i,0],X[i,1]=float(X[i,0]),float(X[i,1])
X = df.iloc[1:100,[0,2]].values
plt.scatter(X[:50,0], X[:50,1], color='red', marker='o', label='setosa')
plt.scatter(X[50:100], X[50:100], color='blue', marker='x', label='versicolor')
plt.show()
ppn = Perceptron(eta=0.07,n_iter=110)
ppn.fit(X,y)
print(ppn.errors_)
plt.plot(range(1, len(ppn.errors_) + 1), ppn.errors_, marker='o')
plt.show()

```

```

10.
fname=r'c:/Users/user/Anaconda3/Lib/site-packages/pandas/tests/data/iris.csv'
df = pd.read_csv(fname, header=None)
print(df.head())
y = df.iloc[1:100,4].values
y = np.where(y == 'Iris-setosa', -1, 1)
for i in range(X.shape[0]):
    X[i,0],X[i,1]=float(X[i,0]),float(X[i,1])
X = df.iloc[1:100,[0,2]].values
plt.scatter(X[:50,0], X[:50,1], color='red', marker='o', label='setosa')
plt.scatter(X[50:100], X[50:100], color='blue', marker='x', label='versicolor')
plt.show()
ppn = Perceptron(eta=0.03,n_iter=190)
ppn.fit(X,y)
print(ppn.errors_)
plt.plot(range(1, len(ppn.errors_) + 1), ppn.errors_, marker='o')
plt.show()

```

Задание к лабораторной работе по теме:

Модели на основе многослойного персептрона

Рассмотреть предложенный пример на встроенном языке Matlab, предназначенный для моделирования.

Проанализировать результаты.

1.

```

function MLP0
x=0:pi/10:2*pi;
y=(sin(2*x +pi/4)+1).*wxp(-x.^2);
S1=5;
S2=1;
PR=minmax(x);
TF1='radbas';
TF2='purelin';
BTF='trainlm';
BLF='learngd';

```

```

PF='mse';
net = newff(PR,[S1 S2],{TF1,TF2},BTF, BLF, PF);
net.adaptParam.show = 50;
net.adaptParam.Ir = 0.1;
net.adaptParam.epochs=3000;
[net stats] = adapt(net,p,t)
sim(net,p)

```

2.

```

function MLP0
x=0:0.01:4;
y=(s(2*pi*x)+0.5).*wxp(-x.^2);
S1=7;
S2=1;
PR=minmax(x);
TF1='radbas';
TF2='purelin';
BTF='trainlm';
BLF='learngd';
PF='mse';
net = newff(PR,[S1 S2],{TF1,TF2},BTF, BLF, PF);
net.adaptParam.show = 150;
net.adaptParam.Ir = 0.1;
net.adaptParam.epochs=2000;
[net stats] = adapt(net,p,t)
sim(net,p)

```

3.

```

function MLP0
x=0:0.01:4;
y=(sin(2*pi*x)+1).*wxp(-x.^2);
S1=4;
S2=1;
PR=minmax(x);
TF1='radbas';
TF2='purelin';
BTF='trainlm';
BLF='learngd';
PF='mse';
net = newff(PR,[S1 S2],{TF1,TF2},BTF, BLF, PF);
net.adaptParam.show = 50;
net.adaptParam.Ir = 0.1;
net.adaptParam.epochs=2000;
[net stats] = adapt(net,p,t)
sim(net,p)

```

4.

```

function MLP0
x=0:0.01:4;
y=(sin(2*pi*x)+0.1).*wxp(-x.^3);
S1=5;
S2=1;
PR=minmax(x);

```

```

TF1='radbas';
TF2='purelin';
BTF='trainlm';
BLF='learngd';
PF='mse';
net = newff(PR,[S1 S2],{TF1,TF2},BTF, BLF, PF);
net.adaptParam.show = 50;
net.adaptParam.Ir = 0.1;
net.adaptParam.epochs=2000;
[net stats] = adapt(net,p,t)
sim(net,p)

```

5.

```

function MLP0
x=0:0.01:5;
y=(sin(2*pi*x)+1).*wxp(-x.^2);
S1=6;
S2=1;
PR=minmax(x);
TF1='radbas';
TF2='purelin';
BTF='trainlm';
BLF='learngd';
PF='mse';
net = newff(PR,[S1 S2],{TF1,TF2},BTF, BLF, PF);
net.adaptParam.show = 50;
net.adaptParam.Ir = 0.1;
net.adaptParam.epochs=2000;
[net stats] = adapt(net,p,t)
sim(net,p)

```

6.

```

function MLP0
x=0:0.01:4;
y=(sin(2*pi*x)+1).*wxp(-x.^2);
S1=4;
S2=1;
PR=minmax(x);
TF1='radbas';
TF2='purelin';
BTF='trainlm';
BLF='learngd';
PF='mse';
net = newff(PR,[S1 S2],{TF1,TF2},BTF, BLF, PF);
net.adaptParam.show = 50;
net.adaptParam.Ir = 0.05;
net.adaptParam.epochs=3000;
[net stats] = adapt(net,p,t)
sim(net,p)

```

7.

```

function MLP0
x=0:0.01:45

```

```

y=(sin(2*pi*x)+1).*wxp(-x.^2);
S1=5;
S2=1;
PR=minmax(x);
TF1='radbas';
TF2='purelin';
BTF='trainlm';
BLF='learngd';
PF='mse';
net = newff(PR,[S1 S2],{TF1,TF2},BTF, BLF, PF);
net.adaptParam.show = 50;
net.adaptParam.Ir = 0.1;
net.adaptParam.epochs=2000;
[net stats] = adapt(net,p,t)
sim(net,p)

```

8.

```

function MLP0
x=0:0.05:6;
y=(sin(2*pi*x)+1).*wxp(-x.^2);
S1=7;
S2=1;
PR=minmax(x);
TF1='radbas';
TF2='purelin';
BTF='trainlm';
BLF='learngd';
PF='mse';
net = newff(PR,[S1 S2],{TF1,TF2},BTF, BLF, PF);
net.adaptParam.show = 50;
net.adaptParam.Ir = 0.1;
net.adaptParam.epochs=10000;
[net stats] = adapt(net,p,t)
sim(net,p)

```

9.

```

function MLP0
x=0:0.05:4;
y=(sin(2*pi*x)+1).*wxp(-x.^2);
S1=5;
S2=1;
PR=minmax(x);
TF1='radbas';
TF2='purelin';
BTF='trainlm';
BLF='learngd';
PF='mse';
net = newff(PR,[S1 S2],{TF1,TF2},BTF, BLF, PF);
net.adaptParam.show = 100;
net.adaptParam.Ir = 0.2;
net.adaptParam.epochs=2000;
[net stats] = adapt(net,p,t)
sim(net,p)

```

```

10.
function MLP_0
x=0:0.01:4;
y=(cos(2*pi*x)+1).*wxp(-x.^2);
S1=5;
S2=1;
PR=minmax(x);
TF1='radbas';
TF2='purelin';
BTF='trainlm';
BLF='learngd';
PF='mse';
net = newff(PR,[S1 S2],{TF1,TF2},BTF, BLF, PF);
net.adaptParam.show = 50;
net.adaptParam.Ir = 0.1;
net.adaptParam.epochs=3000;
[net stats] = adapt(net,p,t)
sim(net,p)

```

Задание к лабораторной работе по теме:

Модели на основе автоассоциативных сетей

Рассмотреть предложенный пример на встроенным языке Matlab, предназначенный для моделирования.

Проанализировать результаты.

1.

```

function hopf()
T = [-1 -1 1;1 -1 1]';
net = newhop(T);
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,2,[],Ai);
Y
Ai = {[ -0.9;-0.8;0.7]};
[Y Pf Af] = sim(net,{1 5},{ },Ai);
Y{1}
Ai = {[1.1;-0.7;0.75]};
[Y Pf Af] = sim(net,{1 10},{ },Ai);
Y{1}

```

2.

```

function hopf()
% Создаем сеть Хопфилда с 2 точками равновесия в 3-мерном пространстве
T = [1 -1;-1 1;1 1; -1 -1]';
plot(T(1,:),T(2,:),'*r')
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
title('Hopfield')
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
% Создали сеть
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);

```

```

Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
for i = 1:25
    a = {rands(2,1)};
    [Y Pf Af] = sim(net,{1 20},{},a);
    record = [cell2mat(a), cell2mat(Y)];
    start = cell2mat(a);
    plot(start(1,1), start(2,1),'kx',record(1,:), record(2,:))
end

```

3.

```

function hopf()
T = [-1 -1;-1 1;1 1; -1 -1]';
plot(T(1,:),T(2,:),'*r')
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
title('Hopfield')
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
% Создали сеть
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
for i = 1:25
    a = {rands(2,1)};
    [Y Pf Af] = sim(net,{1 20},{},a);
    record = [cell2mat(a), cell2mat(Y)];
    start = cell2mat(a);
    plot(start(1,1), start(2,1),'kx',record(1,:), record(2,:))
end

```

4.

```

function hopf()
T = [1 -1;-1 1;1 1; -1 1]';
plot(T(1,:),T(2,:),'*r')
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
title('Hopfield')
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);

```

```

% Создали сеть
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
for i = 1:25
    a = {rands(2,1)};
    [Y Pf Af] = sim(net,{1 20},{},a);
    record = [cell2mat(a), cell2mat(Y)];
    start = cell2mat(a);
    plot(start(1,1), start(2,1),'kx',record(1,:), record(2,:))
end

```

5.

```

function hopf()
% Создаем сеть Хопфилда с 2 точками равновесия в 3-мерном пространстве
T = [1 -1;1 1;1 1; -1 -1];
plot(T(1,:),T(2,:),'*r')
axis([-1.1 -1.1 -1.1 1.1])
title('Hopfield')
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
% Создали сеть
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
% Моделируем работу сети
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
for i = 1:25
    a = {rands(2,1)};
    [Y Pf Af] = sim(net,{1 20},{},a);
    record = [cell2mat(a), cell2mat(Y)];
    start = cell2mat(a);
    plot(start(1,1), start(2,1),'kx',record(1,:), record(2,:))
end

```

6.

```

function hopf()
T = [1 -1;-1 1;1 1;-1 -1]';
plot(T(1,:),T(2,:),'*r')
axis([-1.1 1.1 1.1 -1.1])
title('Hopfield')
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
% Создали сеть
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
for i = 1:25
    a = {rands(2,1)};
    [Y Pf Af] = sim(net,{1 20},{},a);
    record = [cell2mat(a), cell2mat(Y)];
    start = cell2mat(a);
    plot(start(1,1), start(2,1),'kx',record(1,:), record(2,:))
end

```

7.

```

function hopf()
% Создаем сеть Хопфилда с 2 точками равновесия в 3-мерном пространстве
T = [1 -1;-1 1;-1 1;-1 -1]';
plot(T(1,:),T(2,:),'*r')
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
title('Hopfield')
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
for i = 1:25
    a = {rands(2,1)};
    [Y Pf Af] = sim(net,{1 20},{},a);
    record = [cell2mat(a), cell2mat(Y)];

```

```

start = cell2mat(a);
plot(start(1,1), start(2,1),'kx',record(1,:), record(2,:))
end

```

8.

```

function hopf()
T = [-1 -1;-1 1;1 1;-1 -1]';
plot(T(1,:),T(2,:),'*r')
axis([-1.1 -1.1 -1.1 1.1])
title('Hopfield')
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
% Создали сеть
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
for i = 1:25
    a = {rands(2,1)};
    [Y Pf Af] = sim(net,{1 20},{},a);
    record = [cell2mat(a), cell2mat(Y)];
    start = cell2mat(a);
    plot(start(1,1), start(2,1),'kx',record(1,:), record(2,:))
end

```

9.

```

function hopf()
T = [-1 -1;-1 1;1 -1;-1 -1]';
plot(T(1,:),T(2,:),'*r')
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
title('Hopfield')
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
% Создали сеть
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);

```

```

[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
for i = 1:25
    a = {rands(2,1)};
    [Y Pf Af] = sim(net,{1 20},{},a);
    record = [cell2mat(a), cell2mat(Y)];
    start = cell2mat(a);
    plot(start(1,1), start(2,1),'kx',record(1,:), record(2,:))
end

10.
function hopf()
T = [1 -1;-1 1;1 1; -1 -1]';
plot(T(1,:),T(2,:),'*r')
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
title('Hopfield')
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
% Создали сеть
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
for i = 1:25
    a = {rands(2,1)};
    [Y Pf Af] = sim(net,{1 20},{},a);
    record = [cell2mat(a), cell2mat(Y)];
    start = cell2mat(a);
    plot(start(1,1), start(2,1),'kx',record(1,:), record(2,:))
end

```

Задание к лабораторной работе по теме:

Модели на основе гетероассоциативных сетей.

Дана самонастраивающаяся программа на языке Python. Проанализировать текст программы. Выполнить обращение к ней в соответствии с заданием.

class HammingNeuron:

```

def __init__(self, weights, next_neuron=None):
    self.weights = list()
    self.inputs = list()
    self.next_neuron = None
    for w in weights:
        self.weights.append(w)
        self.inputs.append(0)
    self.next_neuron = next_neuron

```

```

def change_weight(self, ind_of_weight, new_value):
    self.weights[ind_of_weight] = new_value

def set_input(self, ind_of_input, value):
    self.inputs[ind_of_input] = value

def set_next_neuron(self, next_neuron):
    self.next_neuron = next_neuron

def count_output(self):
    res = 1/2 + sum(self.inputs[i] * self.weights[i] for i in range(0, len(self.weights)))/(2 * len(self.weights))
    return res

def get_output(self):
    self.next_neuron.set_value(self.count_output())

class MaxNetNeuron:

    def __init__(self, index, weights, next_neuron):
        self.value = 0
        self.reinitial_value = 0
        self.inputs = list()
        self.weights = list()
        self.layer_neurons = list()
        self.index = index
        self.next_neuron = next_neuron
        for w in weights:
            self.weights.append(w)
            self.inputs.append(None)

    def set_layer_neurons(self, layer_neurons):
        for n in layer_neurons:
            self.layer_neurons.append(n)

    def set_value(self, value):
        self.value = value
        self.reinitial_value = value

    def set_only_current_value(self, value):
        self.value = value

    def set_input(self, ind_of_neuron, value):
        self.inputs[ind_of_neuron] = value

    def count_output(self):
        # if first time
        if self.inputs[self.index] is None:
            return self.value
        # if not first time
        else:
            return self.inputs[self.index] - \

```

```

        sum(self.inputs[i] * self.weights[i] for i in range(0, len(self.weights)) if i != self.index)

def recount_value(self):
    self.value = self.count_output()

def get_output_inside_layer(self):
    for n in self.layer_neurons:
        n.set_input(self.index, self.value)

def get_output(self):
    self.next_neuron.set_value(self.value)

def reinitialize_neuron(self):
    self.value = self.reinitial_value
    for i in range(0, len(self.inputs)):
        self.inputs[i] = None

class ThresholdNeuron:

    def __init__(self, index, next_neurons):
        self.value = None
        self.next_neurons = list()
        self.index = index
        for n in next_neurons:
            self.next_neurons.append(n)

    def set_value(self, value):
        self.value = value

    def count_output(self):
        if self.value > 0:
            return 1
        else:
            return 0

    def get_output(self):
        for n in self.next_neurons:
            n.set_input(self.index, self.count_output())


class OutputNeuron:

    def __init__(self, weights):
        self.weights = list()
        self.inputs = list()
        for w in weights:
            self.weights.append(w)
            self.inputs.append(0)

    def set_input(self, index, value):
        self.inputs[index] = value

```

```

def get_output(self):
    return sum(self.weights[i] * self.inputs[i] for i in range(0, len(self.weights)))

class HammingLayer:

    def __init__(self, weights, next_neurons):
        self.neurons = list()
        for i in range(0, len(weights)):
            new_neuron = HammingNeuron(weights[i], next_neurons[i])
            self.neurons.append(new_neuron)

    def run(self, inputs):
        for n in self.neurons:
            for i in range(0, len(inputs)):
                n.set_input(i, inputs[i])
        for n in self.neurons:
            n.get_output()

class MaxNetLayer:

    def __init__(self, next_neurons):
        self.neurons = list()
        k = len(next_neurons)
        for i in range(0, k):
            weights = [random.random() * 1/(k - 1) for j in range(0, i)] + [1] + \
                      [random.random() * 1/(k - 1) for j in range(i + 1, k)]
            new_neuron = MaxNetNeuron(i, weights, next_neurons[i])
            self.neurons.append(new_neuron)
        for n in self.neurons:
            n.set_layer_neurons(self.neurons)

    def run(self):
        for n in self.neurons:
            n.get_output_inside_layer()
        for n in self.neurons:
            n.recount_value()
        for n in self.neurons:
            n.get_output()

    def reinitialize_layer(self, num_of_not_null_neuron, eps):
        self.neurons[num_of_not_null_neuron].reinitial_value -= eps
        for n in self.neurons:
            n.reinitialize_neuron()

class ThresholdLayer:

    def __init__(self, count, next_neurons):
        self.neurons = list()
        for i in range(0, count):

```

```

new_neuron = ThresholdNeuron(i, next_neurons)
self.neurons.append(new_neuron)

def run(self):
    for n in self.neurons:
        n.get_output()

def get_first_not_null_element(self):
    for n in self.neurons:
        if n.count_output() == 1:
            return self.neurons.index(n)

class OutputLayer:

    def __init__(self, weights):
        self.neurons = list()
        for i in range(0, len(weights[0])):
            self.neurons.append(OutputNeuron([weights[j][i] for j in range(0, len(weights))]))

    def get_result(self):
        l = []
        for n in self.neurons:
            l.append(n.get_output())
        return l

class HammingNetwork:
    """
    Initial arguments:
        learning_examples - list of learning examples
        eps - maximal distance between winners
        max_count_of_outputs - maximal count of winners
    """

    def __init__(self, learning_examples, eps, max_count_of_outputs):
        self.max_count_of_outputs = max_count_of_outputs
        self.eps = eps
        self.output_layer = OutputLayer(learning_examples)
        self.threshold_layer = ThresholdLayer(len(learning_examples),
                                              self.output_layer.neurons)
        self.max_net_layer = MaxNetLayer(self.threshold_layer.neurons)
        self.hamming_layer = HammingLayer(learning_examples,
                                         self.max_net_layer.neurons)

    def classification(self, example_inputs):
        res = []
        self.hamming_layer.run(example_inputs)
        first_time = True
        while(True):
            while(True):
                self.max_net_layer.run()
                if sum(n.count_output() for n in self.threshold_layer.neurons) == 1:

```

```

        break
    for n in self.max_net_layer.neurons:
        if n.next_neuron.count_output() == 0:
            n.set_only_current_value(0)
    self.threshold_layer.run()
    res.append(self.output_layer.get_result())
    if first_time:
        first_time = False

self.max_net_layer.reinitialize_layer(self.threshold_layer.get_first_not_null_element(), self.eps)
    continue
else:
    if res[len(res) - 1] in res[0:len(res) - 1] or len(res) > self.max_count_of_outputs:
        res = res[0:len(res) - 1]
        return res
    else:
        self.max_net_layer.reinitialize_layer(self.threshold_layer.get_first_not_null_element(), self.eps)
        continue

1.
if __name__ == '__main__':
    dict_of_numbers = {'0': [1, 1, 1, -1, 1, 1, 1], '1': [-1, -1, 1, -1, -1, 1, -1], '2': [-1, 1, -1, 1, 1, -1, 1],
    '3': [-1, 1, 1, 1, -1, 1, 1], '4': [1, -1, 1, 1, -1, 1, -1], '5': [1, 1, -1, 1, -1, 1, 1],
    '6': [1, 1, -1, 1, 1, 1, 1], '7': [-1, 1, 1, -1, -1, 1, -1], '8': [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1],
    '9': [1, 1, 1, 1, -1, 1, 1]}
    my_learning_examples = ['0', '1', '2', '3', '4', '5', '6', '7', '8', '9']
    my_validation_examples = ['6', '7', '8']
    my_eps = 0.3
    max_count_of_output = 3
    my_hamming_network = HammingNetwork([dict_of_numbers[k] for k in
my_learning_examples], my_eps, max_count_of_output)
    for ex in my_validation_examples:
        print('example')
        print(str(ex))
        for ans in my_hamming_network.classification(dict_of_numbers[ex]):
            print('answer')
            print([key for key, val in list(dict_of_numbers.items()) if val == ans][0])
        print('-----')

2.

if __name__ == '__main__':
    dict_of_numbers = {'0': [1, 1, 1, -1, 1, 1, 1], '1': [-1, -1, 1, -1, -1, 1, -1], '2': [-1, 1, 1, 1, 1, -1,
    -1, 1],
    '3': [-1, 1, 1, 1, -1, 1, 1], '4': [1, -1, 1, 1, -1, 1, -1], '5': [1, 1, -1, 1, -1, 1, 1],
    '6': [1, 1, -1, 1, 1, 1, 1], '7': [-1, 1, 1, -1, -1, 1, -1], '8': [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1],
    '9': [1, 1, 1, 1, -1, 1, 1]}
    my_learning_examples = ['0', '1', '2', '3', '4', '5', '6', '7', '8', '9']
    my_validation_examples = ['6', '7', '8']
    my_eps = 0.4
    max_count_of_output = 3

```

```

my_hamming_network = HammingNetwork([dict_of_numbers[k] for k in
my_learning_examples], my_eps, max_count_of_output)
for ex in my_validation_examples:
    print('example')
    print(str(ex))
    for ans in my_hamming_network.classification(dict_of_numbers[ex]):
        print('answer')
        print([key for key, val in list(dict_of_numbers.items()) if val == ans][0])
    print('-----')

3.
if __name__ == '__main__':
    dict_of_numbers = {'0': [1, 1, 1, -1, 1, 1, 1], '1': [-1, -1, 1, -1, -1, 1, -1], '2': [-1, 1, 1, 1, 1, -1, 1],
'-1', 1], '3': [-1, 1, 1, 1, -1, 1, 1], '4': [1, -1, 1, 1, -1, 1, -1], '5': [1, 1, -1, 1, -1, 1, 1],
'6': [1, 1, -1, 1, 1, 1, 1], '7': [1, 1, 1, -1, 1, 1, -1], '8': [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1],
'9': [1, 1, 1, 1, -1, 1, 1]}
my_learning_examples = ['0', '1', '2', '3', '4', '5', '6', '7', '8', '9']
my_validation_examples = ['6', '7', '8']
my_eps = 0.3
max_count_of_output = 3
my_hamming_network = HammingNetwork([dict_of_numbers[k] for k in
my_learning_examples], my_eps, max_count_of_output)
for ex in my_validation_examples:
    print('example')
    print(str(ex))
    for ans in my_hamming_network.classification(dict_of_numbers[ex]):
        print('answer')
        print([key for key, val in list(dict_of_numbers.items()) if val == ans][0])
    print('-----')

4.
if __name__ == '__main__':
    dict_of_numbers = {'0': [1, 1, 1, -1, 1, 1, 1], '1': [-1, -1, 1, -1, -1, 1, -1], '2': [-1, 1, 1, 1, 1,
-1, 1], '3': [-1, 1, 1, 1, -1, 1, 1], '4': [1, -1, 1, 1, -1, 1, -1], '5': [1, 1, -1, 1, -1, 1, 1],
'6': [1, 1, -1, 1, 1, 1, 1], '7': [-1, 1, 1, -1, -1, 1, -1], '8': [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1],
'9': [1, 1, 1, 1, -1, 1, 1]}
my_learning_examples = ['0', '1', '2', '3', '4', '5', '6', '7', '8', '9']
my_validation_examples = ['6', '7', '8']
my_eps = 0.3
max_count_of_output = 3
my_hamming_network = HammingNetwork([dict_of_numbers[k] for k in
my_learning_examples], my_eps, max_count_of_output)
for ex in my_validation_examples:
    print('example')
    print(str(ex))
    for ans in my_hamming_network.classification(dict_of_numbers[ex]):
        print('answer')
        print([key for key, val in list(dict_of_numbers.items()) if val == ans][0])
    print('-----')

5.

```

```

if __name__ == '__main__':
    dict_of_numbers = {'0': [1, 1, 1, -1, 1, 1, 1], '1': [-1, -1, 1, -1, -1, 1, -1], '2': [-1, 1, 1, 1, 1, -1, 1],
                      '3': [-1, 1, 1, 1, -1, 1, 1], '4': [1, -1, 1, 1, -1, 1, -1], '5': [1, 1, -1, 1, -1, 1, 1],
                      '6': [1, 1, -1, 1, 1, 1, 1], '7': [-1, 1, 1, -1, -1, 1, -1], '8': [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1],
                      '9': [1, 1, 1, 1, -1, 1, 1]}
    my_learning_examples = ['0', '1', '2', '3', '4', '5', '6', '7', '8', '9']
    my_validation_examples = ['6', '7', '8']
    my_eps = 0.3
    max_count_of_output = 3
    my_hamming_network = HammingNetwork([dict_of_numbers[k] for k in
                                         my_learning_examples], my_eps, max_count_of_output)
    for ex in my_validation_examples:
        print('example')
        print(str(ex))
        for ans in my_hamming_network.classification(dict_of_numbers[ex]):
            print('answer')
            print([key for key, val in list(dict_of_numbers.items()) if val == ans][0])
        print('-----')

```

6.

```

if __name__ == '__main__':
    dict_of_numbers = {'0': [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1], '1': [-1, -1, 1, -1, -1, 1, -1], '2': [-1, 1, 1, 1, 1, 1, -1,
1, 1], '3': [-1, 1, 1, 1, -1, 1, 1], '4': [1, -1, 1, 1, -1, 1, -1], '5': [1, 1, -1, 1, -1, 1, 1],
                      '6': [1, 1, -1, 1, 1, 1, 1], '7': [-1, 1, 1, -1, -1, 1, -1], '8': [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1],
                      '9': [1, 1, 1, 1, -1, 1, 1]}
    my_learning_examples = ['0', '1', '2', '3', '4', '5', '6', '7', '8', '9']
    my_validation_examples = ['6', '7', '8']
    my_eps = 0.3
    max_count_of_output = 3
    my_hamming_network = HammingNetwork([dict_of_numbers[k] for k in
                                         my_learning_examples], my_eps, max_count_of_output)
    for ex in my_validation_examples:
        print('example')
        print(str(ex))
        for ans in my_hamming_network.classification(dict_of_numbers[ex]):
            print('answer')
            print([key for key, val in list(dict_of_numbers.items()) if val == ans][0])
        print('-----')

```

7.

```

if __name__ == '__main__':
    dict_of_numbers = {'0': [1, 1, 1, -1, 1, 1, 1], '1': [-1, -1, 1, -1, -1, 1, -1], '2': [-1, 1, 1, 1, 1, 1, -1,
1, 1], '3': [-1, 1, 1, 1, -1, 1, 1], '4': [1, -1, 1, 1, -1, 1, -1], '5': [1, 1, -1, 1, -1, 1, 1],
                      '6': [1, 1, -1, 1, 1, 1, 1], '7': [-1, 1, 1, -1, -1, 1, -1], '8': [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1],
                      '9': [1, 1, 1, 1, -1, 1, 1]}
    my_learning_examples = ['0', '1', '2', '3', '4', '5', '6', '7', '8', '9']
    my_validation_examples = ['6', '7', '8']
    my_eps = 0.3
    max_count_of_output = 3
    my_hamming_network = HammingNetwork([dict_of_numbers[k] for k in
                                         my_learning_examples], my_eps, max_count_of_output)

```

```

my_learning_examples], my_eps, max_count_of_output)
    for ex in my_validation_examples:
        print('example')
        print(str(ex))
        for ans in my_hamming_network.classification(dict_of_numbers[ex]):
            print('answer')
            print([key for key, val in list(dict_of_numbers.items()) if val == ans][0])
        print('-----')

8.
if __name__ == '__main__':
    dict_of_numbers = {'0': [1, 1, 1, -1, 1, 1, 1], '1': [-1, -1, 1, -1, -1, 1, -1], '2': [-1, 1, 1, 1, 1, 1, -1],
    '3': [-1, 1, 1, 1, -1, 1, 1], '4': [1, -1, 1, 1, -1, 1, -1], '5': [1, 1, -1, 1, -1, 1, 1],
    '6': [1, 1, -1, 1, 1, 1, 1], '7': [-1, 1, 1, -1, -1, 1, -1], '8': [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1],
    '9': [1, 1, 1, 1, -1, 1, 1]}
    my_learning_examples = ['0', '1', '2', '3', '4', '5', '6', '7', '8', '9']
    my_validation_examples = ['6', '7', '8']
    my_eps = 0.3
    max_count_of_output = 3
    my_hamming_network = HammingNetwork([dict_of_numbers[k] for k in
my_learning_examples], my_eps, max_count_of_output)
    for ex in my_validation_examples:
        print('example')
        print(str(ex))
        for ans in my_hamming_network.classification(dict_of_numbers[ex]):
            print('answer')
            print([key for key, val in list(dict_of_numbers.items()) if val == ans][0])
        print('-----')

9.
if __name__ == '__main__':
    dict_of_numbers = {'0': [1, 1, 1, -1, 1, 1, 1], '1': [-1, -1, 1, -1, -1, 1, -1], '2': [-1, 1, 1, 1, 1, 1, -1],
    '3': [-1, 1, 1, 1, -1, 1, 1], '4': [1, -1, 1, 1, -1, 1, -1], '5': [1, 1, -1, 1, -1, 1, 1],
    '6': [1, 1, -1, 1, 1, 1, 1], '7': [-1, 1, 1, -1, -1, 1, -1], '8': [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1],
    '9': [1, 1, 1, 1, -1, 1, 1]}
    my_learning_examples = ['0', '1', '2', '3', '4', '5', '6', '7', '8', '9']
    my_validation_examples = ['6', '7', '8']
    my_eps = 0.3
    max_count_of_output = 3
    my_hamming_network = HammingNetwork([dict_of_numbers[k] for k in
my_learning_examples], my_eps, max_count_of_output)
    for ex in my_validation_examples:
        print('example')
        print(str(ex))
        for ans in my_hamming_network.classification(dict_of_numbers[ex]):
            print('answer')
            print([key for key, val in list(dict_of_numbers.items()) if val == ans][0])
        print('-----')

10.
if __name__ == '__main__':

```

```

dict_of_numbers = {'0': [1, 1, 1, -1, 1, 1, 1], '1': [-1, -1, 1, -1, -1, 1, -1], '2': [-1, 1, 1, 1, 1, 1, -1, 1],
                  '3': [-1, 1, 1, 1, -1, 1, 1], '4': [1, -1, 1, 1, -1, 1, -1], '5': [1, 1, -1, 1, -1, 1, 1],
                  '6': [1, 1, -1, 1, 1, 1, 1], '7': [-1, 1, 1, -1, -1, 1, -1], '8': [1, 1, 1, 1, 1, 1, 1],
                  '9': [1, 1, 1, 1, -1, 1, 1]}
my_learning_examples = ['0', '1', '2', '3', '4', '5', '6', '7', '8', '9']
my_validation_examples = ['6', '7', '8']
my_eps = 0.3
max_count_of_output = 3
my_hamming_network = HammingNetwork([dict_of_numbers[k] for k in my_learning_examples], my_eps, max_count_of_output)
for ex in my_validation_examples:
    print('example')
    print(str(ex))
    for ans in my_hamming_network.classification(dict_of_numbers[ex]):
        print('answer')
        print([key for key, val in list(dict_of_numbers.items()) if val == ans][0])
    print('-----')

```

Задание к лабораторной работе по теме:

Модели с нулевой ошибкой

Рассмотреть предложенный пример на встроенным языке Matlab, предназначенный для моделирования.

1.

```

function RB()
P = -5:0.1:5;
T = (P.^2+1)./(P.^2+4)+3*randn;
SPREAD = 0.5;
net = newrbe(P,T,SPREAD);
figure(1),clf,
plot(P,T,'sr','MarkerSize',8,'MarkerFaceColor','y')
hold on
X = -7:0.01:7;
Y = sim(net,X);
plot(X,Y,'LineWidth',2)
grid on
hold off

```

2.

```

function RB()
P = -5:0.1:5;
T = cos(3*P/2)+sin(2*P)+3*randn;
SPREAD = 0.7;
net = newrbe(P,T,SPREAD);
figure(1),clf,
plot(P,T,'sr','MarkerSize',8,'MarkerFaceColor','y')
hold on
X = -7:0.01:7;
Y = sim(net,X);
plot(X,Y,'LineWidth',2)
grid on
hold off

```

```

3.
function RB()
P = -5:0.1:5;
T = (P.^2+7)./(P.^4+2)+3*randn;
SPREAD = 0.4;
net = newrbe(P,T,SPREAD);
figure(1),clf,
plot(P,T,'sr','MarkerSize',8,'MarkerFaceColor','y')
hold on
X = -7:0.01:7;
Y = sim(net,X);
plot(X,Y,'LineWidth',2)
grid on
hold off

4.
function RB()
P = -7:0.1:7;
T = (P.^6+5)./(P.^2+4)+3*randn;
SPREAD = 0.5;
net = newrbe(P,T,SPREAD);
figure(1),clf,
plot(P,T,'sr','MarkerSize',8,'MarkerFaceColor','y')
hold on
X = -9:0.01:9;
Y = sim(net,X);
plot(X,Y,'LineWidth',2)
grid on
hold off

5.
function RB()
P = -5:0.1:5;
T = sin(P/4)+cos(2*P)+3*randn;
SPREAD = 0.5;
net = newrbe(P,T,SPREAD);
figure(1),clf,
plot(P,T,'sr','MarkerSize',8,'MarkerFaceColor','y')
hold on
X = -7:0.01:7;
Y = sim(net,X);
plot(X,Y,'LineWidth',2)
grid on
hold off

6.
function RB()
P = -5:0.1:5;
T = (P.^2+1)./(P.^4+7)+7*randn;
SPREAD = 0.5;
net = newrbe(P,T,SPREAD);
figure(1),clf,

```

```

plot(P,T,'sr','MarkerSize',8,'MarkerFaceColor','y')
hold on
X = -7:0.01:7;
Y = sim(net,X);
plot(X,Y,'LineWidth',2)
grid on
hold off

7.
function RB()
P = -5:0.1:5;
T = (P.^2+1)./(P.^2+4)+3*randn;
SPREAD = 0.5;
net = newrbe(P,T,SPREAD);
figure(1),clf,
plot(P,T,'sr','MarkerSize',8,'MarkerFaceColor','y')
hold on
X = -7:0.01:7;
Y = sim(net,X);
plot(X,Y,'LineWidth',2)
grid on
hold off

8.
function RB()
P = -5:0.1:5;
T = sin(3*P/4)+cos(1.5*P)+5*randn;
SPREAD = 0.5;
net = newrbe(P,T,SPREAD);
figure(1),clf,
plot(P,T,'sr','MarkerSize',8,'MarkerFaceColor','y')
hold on
X = -7:0.01:7;
Y = sim(net,X);
plot(X,Y,'LineWidth',2)
grid on
hold off

9.
function RB()
P = -7:0.05:5;
T = (P.^4+5)./(P.^2+4)+3*randn;
SPREAD = 0.5;
net = newrbe(P,T,SPREAD);
figure(1),clf,
plot(P,T,'sr','MarkerSize',8,'MarkerFaceColor','y')
hold on
X = -7:0.01:7;
Y = sim(net,X);
plot(X,Y,'LineWidth',2)
grid on
hold off

```

```

10.
function RB()
P = -5:0.1:5;
T = cos(3*P)+sin(P/2)+2*randn;
SPREAD = 0.5;
net = newrbe(P,T,SPREAD);
figure(1),clf,
plot(P,T,'sr','MarkerSize',8,'MarkerFaceColor','y')
hold on
X = -7:0.01:7;
Y = sim(net,X);
plot(X,Y,'LineWidth',2)
grid on
hold off

```

Задание к лабораторной работе по теме:

Модели обобщенной регрессии

Рассмотреть предложенный пример на встроенным языке Matlab, предназначенный для моделирования.

1.

```

function GR()
P=1:8;
T=[0 1 2 3 2 1 2 1];
spread=0.7;
net = newgrnn(P,T,spread);
net.layers{1}.size
V = sim(net, P);
disp(V-T)

```

2.

```

function GR()
P=1:7;
T=[0 1 2 3 2 1 1];
spread=0.9;
net.layers{1}.size
V = sim(net, P);
V-T

```

3.

```

function GR()
P=1:8;
T=[0 1 2 3 2 1 2 1];
spread=0.7;
net = newgrnn(P,T,spread);
net.layers{1}.size
V = sim(net, P);
V-T

```

4.

```

function GR()
P=1:8;
T=[0 1 2 3 2 1 2 0];

```

```
spread=0.8;
net = newgrnn(P,T,spread);
net.layers{1}.size
V = sim(net, P);
V-T
```

5.

```
function GR()
P=1:9;
T=[0 1 2 4 3 1 2 1 1];
spread=0.7;
net = newgrnn(P,T,spread);
net.layers{1}.size
V = sim(net, P);
V-T
```

6.

```
function GR()
P=1:9;
T=[0 1 2 3 2 1 2 1 1];
spread=0.85;
net = newgrnn(P,T,spread);
net.layers{1}.size
V = sim(net, P);
V-T
```

7.

```
function GR()
P=1:10;
T=[0 1 2 3 2 1 2 2 1 1];
spread=0.7;
net.layers{1}.size
V = sim(net, P);
V-T
```

8.

```
function GR()
P=1:7;
T=[0 1 2 3 2 1 1];
spread=0.7;
net = newgrnn(P,T,spread);
net.layers{1}.size
V = sim(net, P);
V-T
```

9.

```
function GR()
P=1:8;
T=[0 1 2 3 2 1 2 1];
spread=0.7;
net = newgrnn(P,T,spread);
net.layers{1}.size
V = sim(net, P);
```

V-T

```
10.  
function GR()  
P=1:9;  
T=[0 1 1 2 3 2 1 2 1];  
spread=0.7;  
net = newgrnn(P,T,spread);  
net.layers{1}.size  
V = sim(net, P);  
V-T
```

Индивидуальные задания к разделу 1.

Дана самонастраивающаяся программа на языке Python. Проанализировать текст программы. Выполнить обращение к ней в соответствии с заданием.

```
import numpy as np  
  
def nonlin(x, deriv=False):  
    if (deriv):  
        return nonlin(x)*(1-nonlin(x))  
    return 1/(1+np.exp(-x))  
  
def train(X,y,n_iter):  
    np.random.seed(1)  
    syn0=2*np.random.random((3,1))-1  
    for iter in range(n_iter):  
        l0 = X  
        l1 = nonlin(np.dot(l0,syn0))  
        l1_error=y-l1  
        l1_delta=l1_error*nonlin(l1,True)  
        syn0 += np.dot(l0.T,l1_delta)  
    return syn0  
def query(syn,XX):  
    res = nonlin(np.dot(XX,syn))  
    return res  
  
1.  
X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])  
y = np.array([[0,1,1,1]]).T  
XX = np.array([[0,0,2],[0,2,2],[2,0,2],[2,2,2]])  
n_iter = 1000  
syn=train(X,y,n_iter)  
print(syn)  
ans=query(syn,XX)  
print(ans)  
  
2.  
X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])  
y = np.array([[0,0,1,1]]).T  
XX = np.array([[0,1,2],[0,2,2],[2,0,2],[2,2,2]])  
n_iter = 15000  
syn=train(X,y,n_iter)
```

```

print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)

3.
X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,4],[0,3,2],[2,0,2],[2,3,2]])
n_iter = 11000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)

4.
X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,2],[0,2,1],[2,0,2],[2,2,2]])
n_iter = 10000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)

5.
X = np.array([[1,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,2],[0,3,2],[2,0,2],[2,2,2]])
n_iter = 10000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)

6.
X = np.array([[0,0,1],[1,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,2],[0,3,2],[2,0,2],[2,2,2]])
n_iter = 10000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)

7.
X = np.array([[0,0,1],[0,1,1],[1,0,1],[0,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,2],[0,2,2],[2,0,2],[3,2,2]])
n_iter = 10000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)

```

8.

```
X = np.array([[1,0,1],[0,1,1],[1,0,0],[1,0,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,2],[0,2,2],[2,0,2],[2,2,2]])
n_iter = 10000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)
```

9.

```
X = np.array([[0,1,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,0,2],[0,3,2],[2,0,2],[2,2,2]])
n_iter = 10000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)
```

10.

```
X = np.array([[0,1,1],[0,1,1],[1,0,1],[1,1,1]])
y = np.array([[0,0,1,1]]).T
XX = np.array([[0,1,2],[0,2,2],[2,0,2],[2,2,2]])
n_iter = 10000
syn=train(X,y,n_iter)
print(syn)
ans=query(syn,XX)
print(ans)
```

Индивидуальные задания к разделу 2.

Рассмотреть предложенный пример на встроенным языке Matlab, предназначенный для моделирования.

1.

```
function Perc()
PR =[-2 2;-2 2]
S=1
net = newp(PR, S)
net.trainParam.passes=100
p={[3;2] [1;-2] [-2;2] [-1;1]}
t={0 1 0 1}
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)
```

2.

```
function Perc()
PR =[-2 2;-2 2]
```

```

S=1
net = newp(PR, S)
net.trainParam.passes=170
p={[2;2] [1;-2] [-2;2] [-2;1]}
t={0 1 0 1}
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)

```

3.

```

function Perc()
PR =[-2 2;-2 2]
S=1
net = newp(PR, S)
net.trainParam.passes=100
p={[2;-2] [1;-2] [-2;2] [-1;1]}
t={0 1 1 1}
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)

```

4.

```

function Perc()
PR =[-2 2;-2 2]
S=1
net = newp(PR, S)
% Создаем сеть
net.trainParam.passes=100
p={[2;2] [1;-2] [-2;2] [-1;1]}
t={0 1 0 1}
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)

```

5.

```

function Perc()
PR =[-2 2;-2 2]
S=1 % Число нейронов в слое

```

```

net = newp(PR, S)
net.trainParam.passes=220
p={[2;2] [1;-2] [-1;2] [-1;1]}
t={0 1 0 1}
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)

```

6.

```

function Perc()
PR =[-2 2;-2 2]
S=1
net = newp(PR, S)
net.trainParam.passes=250
p={[-1;2] [1;-2] [-2;2] [-1;1]}
t={0 1 0 1}
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)

```

7.

```

function Perc()
PR =[-2 2;-2 2]
S=1
net = newp(PR, S)
net.trainParam.passes=270
p={[2;2] [1;-2] [-2;2] [-2;1]}
t={0 1 0 1}
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)

```

8.

```

function Perc()
PR =[-2 2;-2 2]
S=1
net = newp(PR, S)
net.trainParam.passes=190

```

```

p={[2;1] [1;-2] [-2;2] [-1;1]}
t={0 1 0 1}
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)

```

9.

```

function Perc()
PR =[-2 2;-2 2]
S=1
net = newp(PR, S)
net.trainParam.passes=210
p={[2;2] [1;-2] [-2;1] [-1;1]}
t={0 1 0 1}
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)

```

10.

```

function Perc()
PR =[-2 2;-2 2]
S=1
net = newp(PR, S)
net.trainParam.passes=260
p={[2;2] [1;-2] [-2;1] [-1;1]}
t={0 1 0 1}
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)
[net a e] = adapt(net,p,t)
twts=net.IW{1,1}
tbias=net.b{1}
a1=sim(net,p)

```

Индивидуальные задания к разделу 3.

Рассмотреть предложенный пример на встроенном языке Matlab, предназначенный для моделирования.

1.

```

function hopf()
T =[1 -1;-1 1;1 1; -1 -1]';
net = newhop(T);
W = net.LW{1,1}

```

```

b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai)

```

2.

```

function hopf()
T = [1 -1;-1 1;1 1; 1 -1]';
net = newhop(T);
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
% Моделируем работу сети
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai)

```

3.

```

function hopf()
T = [1 1;-1 1;1 1; 1 -1]';
net = newhop(T);
% Создали сеть
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
% Моделируем работу сети
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai)

```

4.

```

function hopf()
T = [-1 -1;-1 1;1 -1; -1 -1]';
net = newhop(T);

```

```

W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai)

```

5.

```

function hopf()
T = [1 -1;-1 1;1 -1;-1 -1]';
net = newhop(T);
% Создали сеть
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
% Моделируем работу сети
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai)

```

6.

```

function hopf()
% Создаем сеть Хопфилда с 2 точками равновесия в 3-мерном пространстве
T = [1 -1;-1 1;1 1;-1 -1];
plot(T(1,:),T(2,:),'*r')
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
title('Hopfield')
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
% Считаем веса и смещения сети Хопфилда
net = newhop(T);
% Создали сеть
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')

```

```
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai)
```

7.

```
function hopf()
T = [1 -1;1 1;1 1; -1 1]';
net = newhop(T);
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
% Моделируем работу сети
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai)
```

8.

```
function hopf()
T = [-1 -1;-1 1;1 1; -1 -1]';
net = newhop(T);
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
% Моделируем работу сети
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai)
```

9.

```
function hopf_2
T = [1 -1;-1 -1;1 -1; 1 -1]';
net = newhop(T);
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
% Моделируем работу сети
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
```

```

xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai)

```

```

10.
function hopf()
T = [1 -1;-1 -1;1 -1; -1 1];
net = newhop(T);
% Создали сеть
W = net.LW{1,1}
b = net.b{1,1}
Ai = T;
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai);
Y
Pf
Af
plot(T(1,:),T(2,:),'*r'), hold on
axis([-1.1 1.1 -1.1 1.1])
xlabel('a(1)'), ylabel('a(2)')
net = newhop(T);
[Y Pf Af] = sim(net,4,[],Ai)

```

Индивидуальные задания к разделу 4.

Рассмотреть предложенный пример на встроенным языке Matlab, предназначенный для моделирования.

```

1.
function RB()
P=-1:0.1:1;
T=[-0.8702 -0.5770 -0.0729 0.3771 0.6405 0.6600 0.4609 0.1336 ...
-0.2013 -0.4344 -0.5000 -0.3930 -0.1647 0.0988 0.3072 0.3960 ...
0.3449 0.1916 -0.0312 -0.2189 -0.3201];
GOAL = 0.01;
SPREAD = 1;
net = newrb(P,T,GOAL, SPREAD);
net.layers{1}.size
plot(P,T,'+k','MarkerSize',4,'LineWidth',2)
hold on
X = -1:0.1:1;
Y = sim(net, X);
plot(X,Y,'ob','MarkerSize',5,'LineWidth',2)
hold off
end

```

```

2.
function RB()
P=-1:0.1:1;
T=[-0.5533 -0.5470 -0.0729 0.3771 0.6405 0.6600 0.4609 0.1336 ...
-0.2013 -0.4344 -0.5000 -0.3930 -0.1647 0.0988 0.3072 0.3960 ...
0.3449 0.1816 -0.0312 -0.3127 -0.3201];
GOAL = 0.07;
SPREAD = 9.9
net = newrb(P,T,GOAL, SPREAD);

```

```

net.layers{1}.size
plot(P,T,'+k','MarkerSize',4,'LineWidth',2)
hold on
X = -1:0.1:1;
Y = sim(net, X);
plot(X,Y,'ob','MarkerSize',5,'LineWidth',2)
hold off
end

3.
function RB()
P=-1:0.1:1;
T=[-0.9602 -0.5770 -0.0729 0.3771 0.6405 0.6600 0.4609 0.1336 ...
-0.2013 -0.4344 -0.5000 -0.3930 -0.1647 0.0988 0.3072 0.3960 ...
0.3449 0.1816 -0.0223 -0.2189 0.4410];
GOAL = 0.07;
SPREAD = 3;
net = newrb(P,T,GOAL, SPREAD);
net.layers{1}.size
plot(P,T,'+k','MarkerSize',4,'LineWidth',2)
hold on
X = -1:0.1:1;
Y = sim(net, X);
plot(X,Y,'ob','MarkerSize',5,'LineWidth',2)
hold off
end

4.
function RB()
P=-1:0.1:1;
T=[-0.9602 -0.5770 -0.0729 0.3771 0.6405 0.6600 0.4609 0.1336 ...
-0.2013 -0.4344 -0.5000 -0.3930 -0.1647 0.0988 0.3072 0.3960 ...
0.3449 0.1816 -0.0312 -0.2189 -0.3201];
GOAL = 0.01;
SPREAD = 1;
net = newrb(P,T,GOAL, SPREAD);
net.layers{1}.size
plot(P,T,'+k','MarkerSize',4,'LineWidth',2)
hold on
X = -1:0.1:1;
Y = sim(net, X);
plot(X,Y,'ob','MarkerSize',5,'LineWidth',2)
hold off
end

5.
function RB()
P=-1:0.1:1;
T=[-0.3365 0.5770 -0.0729 0.3771 0.3305 0.6600 0.4609 0.1336 ...
-0.2013 -0.4344 -0.5000 -0.3930 -0.1647 0.0988 0.3072 0.3960 ...
0.3449 0.1816 -0.0312 -0.2189 -0.3201];
GOAL = 0.03;
SPREAD = 3;

```

```

net = newrb(P,T,GOAL, SPREAD);
net.layers{1}.size
plot(P,T,'+k','MarkerSize',4,'LineWidth',2)
hold on
X = -1:0.1:1;
Y = sim(net, X);
plot(X,Y,'ob','MarkerSize',5,'LineWidth',2)
hold off
end

6.
function RB()
P=-1:0.1:1;
T=[-0.7755 -0.5770 -0.0729 0.3771 0.6405 0.6600 0.4609 0.1336 ...
-0.2013 -0.4344 -0.5000 -0.3930 -0.1647 0.0988 0.3072 0.3960 ...
0.3449 0.1816 -0.0312 -0.2189 -0.3201];
GOAL = 0.009;
SPREAD = 2;
net = newrb(P,T,GOAL, SPREAD);
net.layers{1}.size
plot(P,T,'+k','MarkerSize',4,'LineWidth',2)
hold on
X = -1:0.1:1;
Y = sim(net, X);
plot(X,Y,'ob','MarkerSize',5,'LineWidth',2)
hold off
end

7.
function RB()
P=-1:0.1:1;
T=[-0.9602 -0.4532 -0.0729 0.3771 -0.8709 0.6600 0.4609 0.1336 ...
-0.2013 -0.4344 -0.5000 -0.3930 -0.1647 0.0988 0.3072 0.3960 ...
0.3449 0.1816 -0.0312 -0.2189 -0.3201];
GOAL = 0.07;
SPREAD = 3;
net = newrb(P,T,GOAL, SPREAD);
net.layers{1}.size
plot(P,T,'+k','MarkerSize',4,'LineWidth',2)
hold on
X = -1:0.1:1;
Y = sim(net, X);
plot(X,Y,'ob','MarkerSize',5,'LineWidth',2)
hold off
end

8.
function RB()
P=-1:0.1:1;
T=[0.5532 -0.5770 -0.0729 0.3771 0.6405 0.6600 0.4609 0.1336 ...
-0.2013 -0.4344 -0.5000 -0.3930 -0.8947 0.0988 0.3072 0.3960 ...
0.3449 0.1816 -0.0312 -0.2189 -0.3201];
GOAL = 0.08;

```

```

SPREAD = 2;
net = newrb(P,T,GOAL, SPREAD);
net.layers{1}.size
plot(P,T,'+k','MarkerSize',4,'LineWidth',2)
hold on
X = -1:0.1:1;
Y = sim(net, X);
plot(X,Y,'ob','MarkerSize',5,'LineWidth',2)
hold off
end

9.
function R_B_3
P=-1:0.1:1;
T=[0.2219 -0.5770 -0.0729 0.3771 0.6405 0.6600 0.4609 0.1336 ...
-0.2013 -0.4344 -0.5000 -0.3930 -0.1647 0.0988 0.3072 0.3960 ...
0.3449 0.1816 -0.3129 -0.2189 -0.3201];
GOAL = 0.0089;
SPREAD = 3;
net = newrb(P,T,GOAL, SPREAD);
net.layers{1}.size
plot(P,T,'+k','MarkerSize',4,'LineWidth',2)
hold on
X = -1:0.1:1;
Y = sim(net, X);
plot(X,Y,'ob','MarkerSize',5,'LineWidth',2)
hold off
end

10.
function R_B_3
P=-1:0.1:1;
T=[-0.9602 -0.5770 -0.0729 0.3771 0.6405 0.6600 0.4609 0.1336 ...
-0.2013 -0.4344 -0.5000 -0.3930 -0.1647 0.0988 0.3072 0.3960 ...
0.3449 0.1816 -0.0312 -0.4478 0.2215];
GOAL = 0.07;
SPREAD = 3;
net = newrb(P,T,GOAL, SPREAD);
net.layers{1}.size
plot(P,T,'+k','MarkerSize',4,'LineWidth',2)
hold on
X = -1:0.1:1;
Y = sim(net, X);
plot(X,Y,'ob','MarkerSize',5,'LineWidth',2)
hold off
end

```

7 Оценочные средства для проведения промежуточной аттестации

а) Планируемые результаты обучения и оценочные средства для проведения промежуточной аттестации:

Структурный элемент компетенции	Планируемые результаты обучения	Оценочные средства																																
ПК-2. Обладает способностью разрабатывать компоненты аппаратно-программных комплексов и баз данных, используя современные инструментальные средства и технологии программирования.																																		
Знать	<ul style="list-style-type: none"> – основные парадигмы моделирования - детерминированная модель, вероятностная модель, нейросетевая модель; – методы построения моделей в условиях неустранимой неопределенности; – методы построения нейросетевых моделей, устойчивых к естественным и искусственным помехам. 	<p><i>Список теоретических вопросов:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> – моделирование с помощью простейшего построение персептрана; – реакция однослоиного персептрана на предъявление задачи XOR; – моделирование на основе многослойных персептранов; – решение задачи XOR для многослойных персептранов; – определение зависимости качества обучения многослойного персептрана от его топологии 																																
Уметь	<ul style="list-style-type: none"> – определять целесообразность применения нейросетевой методологии для моделирования явления или процесса; – выбирать наиболее подходящие для создания модели нейросетевые архитектуры; – модифицировать архитектуру искусственной нейронной сети в соответствии с требованиями адекватности модели. 	<p><i>Список практических заданий:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> – для автоматического обнаружения садовых вредителей двух типов используется нейрокомпьютерная система распознавания, основанная на экспертных знаниях. Вредители имеют два определяющих параметра, измеряемые в миллиметрах: расстояние от головы до кончика хвоста («длину») и расстояние от кончика правого крыла до кончика левого крыла («ширину»). На основании мнений экспертов сформирована выборка: <table border="1" style="margin-left: auto; margin-right: auto;"> <thead> <tr> <th>Особь</th> <th>1</th> <th>2</th> <th>3</th> <th>4</th> <th>5</th> <th>6</th> <th>7</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Длина</td> <td>10</td> <td>7</td> <td>5</td> <td>5</td> <td>8</td> <td>4</td> <td>4</td> </tr> <tr> <td>Ширина</td> <td>5</td> <td>3</td> <td>11</td> <td>3</td> <td>4</td> <td>2</td> <td>4</td> </tr> <tr> <td>Тип</td> <td>1</td> <td>1</td> <td>2</td> <td>1</td> <td>2</td> <td>1</td> <td>2</td> </tr> </tbody> </table> <p>Выбрать архитектуру нейросети, провести обучение. С помощью обученной нейросети отнести к одному из классов особь, имеющую «длину» 8 и «ширину» 7 миллиметров.</p>	Особь	1	2	3	4	5	6	7	Длина	10	7	5	5	8	4	4	Ширина	5	3	11	3	4	2	4	Тип	1	1	2	1	2	1	2
Особь	1	2	3	4	5	6	7																											
Длина	10	7	5	5	8	4	4																											
Ширина	5	3	11	3	4	2	4																											
Тип	1	1	2	1	2	1	2																											

Структурный элемент компетенции	Планируемые результаты обучения	Оценочные средства																																
		<p>– в условиях той же задачи провести обучение по выборке:</p> <table border="1"> <tr><td>Особь</td><td>1</td><td>2</td><td>3</td><td>4</td><td>5</td><td>6</td><td>7</td></tr> <tr><td>Длина</td><td>10</td><td>2</td><td>7</td><td>8</td><td>8</td><td>4</td><td>4</td></tr> <tr><td>Ширина</td><td>6</td><td>4</td><td>3</td><td>6</td><td>4</td><td>2</td><td>7</td></tr> <tr><td>Тип</td><td>1</td><td>1</td><td>2</td><td>1</td><td>2</td><td>1</td><td>2</td></tr> </table> <p>Выбрать архитектуру нейросети, провести обучение. С помощью обученной нейросети отнести к одному из классов особь, имеющую «длину» 8 и «ширину» 7 миллиметров.</p> <p>Объяснить существенное различие в архитектуре нейросетей, пригодных для решения предложенных задач.</p>	Особь	1	2	3	4	5	6	7	Длина	10	2	7	8	8	4	4	Ширина	6	4	3	6	4	2	7	Тип	1	1	2	1	2	1	2
Особь	1	2	3	4	5	6	7																											
Длина	10	2	7	8	8	4	4																											
Ширина	6	4	3	6	4	2	7																											
Тип	1	1	2	1	2	1	2																											
Владеть	<ul style="list-style-type: none"> – навыками применения нейросетевых средств моделирования. 	<p><i>Список комплексных заданий:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> – пусть количество вредителей в саду равно N. Для уничтожения одного вредителя типа 1 требуется затратить S руб., для уничтожения одного вредителя типа 2 требуется затратить T руб. Сгенерировать список вредителей («длину» и «ширину» каждого из них считать случайной величиной, равномерно распределенной в диапазоне от 1 до 10). С помощью обеих нейросетей, описанных в предыдущем разделе, определить тип каждого из вредителей, оценить стоимость их уничтожения. Принять: $N=700$, $S=0,005$ руб., $T=0,007$ руб. – в условиях предыдущей задачи сгенерировать M выборок длиной N. По результатам анализа всех выборок составить прогнозную модель, предсказывающую стоимость борьбы с вредителями. Принять $M=100$. 																																
ПК-3 Обладает способностью обосновывать принимаемые проектные решения, осуществлять постановку и выполнять эксперименты по проверке их корректности и эффективности																																		
Знать	<ul style="list-style-type: none"> – основы методологии построения нейросетевых баз знаний, систем поддержки принятия решений для создания моделей предметной области; – методологию верификации результатов моделирования, осуществляемого с использованием нейросетевых интеллек- 	<p><i>Список теоретических вопросов:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> – моделирование на основе сети Хемминга; – моделирование на основе сети Хопфилда; – моделирование на основе RBF-сети; – моделирование на основе GRNN-сети; – моделирование на основе сети Кохонена; 																																

Структурный элемент компетенции	Планируемые результаты обучения	Оценочные средства																																				
	<ul style="list-style-type: none"> – туальных систем; – методологию разработки систем поддержки принятия решений. 	<ul style="list-style-type: none"> – работа с системами поддержки принятия решений. 																																				
Уметь	<ul style="list-style-type: none"> – выбирать концепцию построения модели интеллектуальной системы поддержки принятия решений, соответствующую поставленной прикладной задаче; – выбирать алгоритмы верификации функционирования моделей на основе нейросетевых интеллектуальных систем. 	<p><i>Список практических заданий:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> – добавка витаминной смеси в корм для цыплят увеличивает средний суточный привес. В приведены данные о количестве добавки (грамм на килограмм кормов) и добавке к среднему привесу (граммы). <table border="1" style="margin-bottom: 10px;"> <tr> <td>Добавка</td><td>3</td><td>7</td><td>12</td><td>18</td><td>25</td></tr> <tr> <td>Привес</td><td>70</td><td>110</td><td>130</td><td>140</td><td>155</td></tr> </table> <p>Составить несколько нейросетевых прогнозных моделей с использованием персепtronов и нейросетей обобщенной регрессии.</p> <ul style="list-style-type: none"> – торговая фирма оценивает эффективность затрат на рекламу с помощью ботов. Товары делятся на следующие ценовые категории: премиальные, высокой стоимости, эконом. Данные даются следующими таблицами: <table border="1" style="margin-bottom: 10px;"> <thead> <tr> <th>Товар</th><th>1</th><th>2</th><th>3</th><th>4</th><th>5</th></tr> <tr> <th>Тип</th><th>Прем.</th><th>Эконом</th><th>Высокой ст.</th><th>Эконом</th><th>Прем.</th></tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Затраты на рекламу (руб)</td><td>150000</td><td>90000</td><td>120000</td><td>70000</td><td>200000</td></tr> <tr> <td>Увеличение объема продаж (руб)</td><td>320000</td><td>4700000</td><td>2800000</td><td>5700000</td><td>900000</td></tr> </tbody> </table> <p>Расклассифицировать товары по эффективности рекламы с помощью ботов. В одну группу могут попасть товары из различных ценовых групп.</p>	Добавка	3	7	12	18	25	Привес	70	110	130	140	155	Товар	1	2	3	4	5	Тип	Прем.	Эконом	Высокой ст.	Эконом	Прем.	Затраты на рекламу (руб)	150000	90000	120000	70000	200000	Увеличение объема продаж (руб)	320000	4700000	2800000	5700000	900000
Добавка	3	7	12	18	25																																	
Привес	70	110	130	140	155																																	
Товар	1	2	3	4	5																																	
Тип	Прем.	Эконом	Высокой ст.	Эконом	Прем.																																	
Затраты на рекламу (руб)	150000	90000	120000	70000	200000																																	
Увеличение объема продаж (руб)	320000	4700000	2800000	5700000	900000																																	
Владеть	<ul style="list-style-type: none"> – навыками применения программного обеспечения интеллектуальных систем для разработки интеллектуальных моделей; 	<p><i>Список комплексных заданий:</i></p> <ul style="list-style-type: none"> – В условиях задачи 1 из предыдущего пункта установить наиболее приемлемое с экономической точки зрения количество витаминной смеси. Считаем, что один грамм смеси стоит 0,05 руб., прибавка 1 г. живого веса приносит 0,1 руб. прибыли. Суточ- 																																				

Структурный элемент компетенции	Планируемые результаты обучения	Оценочные средства																																		
	<ul style="list-style-type: none"> – навыками осуществления настройки и верификации программного обеспечения интеллектуальных систем для разработки и функционирования интеллектуальных моделей; – навыками осуществления модификации программного обеспечения интеллектуальных систем для разработки и функционирования интеллектуальных моделей. 	<p>ную потребность в кормах считаем равной 5000 кг.</p> <p>– в условиях второй задачи рассмотреть дополнительно эффективность рекламы в социальных сетях. Сведения об эффективности рекламы в социальных сетях даны в следующей таблице:</p> <table border="1" style="width: 100%; border-collapse: collapse;"> <thead> <tr> <th>Товар</th> <th>1</th> <th>2</th> <th>3</th> <th>4</th> <th>5</th> <th></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>Тип</td> <td>Прем.</td> <td>Эконом</td> <td>Высокой ст.</td> <td>Эконом</td> <td>Прем.</td> <td>Высокой ст.</td> </tr> <tr> <td>Затраты на рекламу (руб)</td> <td>15000</td> <td>10000</td> <td>12000</td> <td>15000</td> <td>20000</td> <td>1100</td> </tr> <tr> <td>Увеличение объема продаж (руб)</td> <td>22000</td> <td>1200000</td> <td>230000</td> <td>150000</td> <td>600000</td> <td>2500</td> </tr> </tbody> </table> <p>Расклассифицировать товары по совместной эффективности в обеих группах рекламы.</p>							Товар	1	2	3	4	5		Тип	Прем.	Эконом	Высокой ст.	Эконом	Прем.	Высокой ст.	Затраты на рекламу (руб)	15000	10000	12000	15000	20000	1100	Увеличение объема продаж (руб)	22000	1200000	230000	150000	600000	2500
Товар	1	2	3	4	5																															
Тип	Прем.	Эконом	Высокой ст.	Эконом	Прем.	Высокой ст.																														
Затраты на рекламу (руб)	15000	10000	12000	15000	20000	1100																														
Увеличение объема продаж (руб)	22000	1200000	230000	150000	600000	2500																														

б) Порядок проведения промежуточной аттестации, показатели и критерии оценивания:

Промежуточная аттестация по дисциплине «Методы нейрокомпьютерного моделирования» основана на проверке выполнения практических заданий, в ходе которой выявляется степень сформированности умений и владений. Аттестация проводится в форме зачета.

Показатели и критерии оценивания зачета:

- «зачтено» – обучающийся демонстрирует сформированность компетенций, умение применять изученный материал в практически важных ситуациях.
- «не зачтено» – обучающийся не может показать знания на уровне воспроизведения и объяснения информации, не может показать интеллектуальные навыки решения основных задач.

Учебно-методическое и информационное обеспечение дисциплины (модуля)

а) Основная литература:

1. Рутковская, Д. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. [Электронный ресурс]. / Д. Рутковская, М. Пилинский, Л. Рутковский. - М.: Горячая линия – Телеком, 2013. – 384 с. – Режим доступа: <http://ibooks.ru/reading.php?productid=334029>. Заглавие с экрана ISBN 978-5-9912-0320-0
2. Воронцов К.В. Машинное обучение. Курс лекций. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php>

б) Дополнительная литература:

1. Галушкин, А.И. Нейронные сети: основы теории [Электронный ресурс]. / А.И. Галушкин - М.: Горячая линия – Телеком, 2012. – 496 с. – Режим доступа: <http://ibooks.ru/reading.php?productid=333386>. Заглавие с экрана ISBN 978-5-9912-0082-0
2. Николенко С. Глубокое обучение. / С. Николенко, А. Кадурин, Е. Архангельская. - Пб.: Питер, 2018. – 480 с.
3. Маликов, Р.Ф. Основы математического моделирования [Электронный ресурс]. / Р.Ф. Маликов - М.: Горячая линия – Телеком, 2010. – 368 с. – Режим доступа: <http://ibooks.ru/reading.php?productid=334006>. Заглавие с экрана ISBN 978-5-9912-0012-3;
4. Демидова, Л.А., Принятие решений в условиях неопределенности [Электронный ресурс]. / Л.А. Демидова, В.В. Кираковский, А.Н. Пылькин. - М.: Горячая линия – Телеком, 2012. – 290 с. – Режим доступа: <http://ibooks.ru/reading.php?productid=333975>. Заглавие с экрана ISBN 978-5-9912-0112-7;
5. Васильев, В.И. Интеллектуальные системы управления. Теория и практика: Учеб. пособие.[Текст] / В.И. Васильев, Б.Г. Ильясов. – М.: Радиотехника, 2009. – 392 с.
6. Башмаков, А.И. Интеллектуальные информационные технологии: Учеб. пособие [Текст] / А.И. Башмаков И.А.Башмаков. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2005. – 304с.
7. Комарцова, Л.Г. Нейрокомпьютеры: Учеб. пособие для вузов.[Текст] / Л.Г. Комарцова, А.В. Максимов. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002. –320с.
8. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр.: Пер. с анг. [Текст] / С. Хайкин. - М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006. – 1104с.
9. Толкачев, С.Ф. Нейронное программирование диалоговых систем. [Текст] / С.Ф. Толкачев. СПб.: КОРОНА – Век, 2006. – 192 с.

в) Методические указания

1. Жидьцов В.В. Практикум по нейросетевым технологиям. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://bek.sibadi.org/fulltext/epd6.pdf>

г) Программное обеспечение и Интернет-ресурсы:

Программное обеспечение: лицензионное программное обеспечение: операционная система MS Windows 2007; MS Office 2010; PacketTracer, установленные на каждом пер-

соナルном компьютере вычислительного центра ФГБОУ ВПО «МГТУ».

Перечень лицензионного программного обеспечения по ссылке:

<http://sps.vuz.magt.ru/Shared%20Documents/Forms/AllItems.aspx?RootFolder=%2FShared%20Documents%2F%D0%9F%D0%BE%D0%B4%D0%B3%D0%BE%D1%82%D0%BE%D0%B2%D0%BA%D0%B0%20%D0%BA%D0%20%D0%B0%D0%BA%D0%BA%D1%80%D0%B5%D0%B4%D0%B8%D1%82%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%B8%202020%2F%D0%A1%D0%B0%D0%BC%D0%BE%D0%BE%D0%B1%D1%81%D0%BB%D0%B5%D0%B4%D0%BE%D0%B2%D0%B0%D0%BD%D0%B8%D0%B5%202019%D0%B3%2F%D0%9B%D0%B8%D1%86%D0%B5%D0%BD%D0%B7%D0%B8%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D0%BE%D0%B5%20%D0%9F%D0%9E&InitialTabId=Ribbon.Document&VisibilityContext=WSSTabPersistence>

Официальные сайты промышленных предприятий и организаций: <http://www.mmk.ru>, <http://www.magt.ru>, и т.п.; разработчиков программных продуктов: <http://www.statsoft.ru>, <http://www.microsoft.com>, <http://www.netacad.com> и т.п.

9 Материально-техническое обеспечение дисциплины (модуля)

Материально-техническое обеспечение дисциплины включает:

Тип и название аудитории	Оснащение аудитории
Лекционная аудитория	Мультимедийные средства хранения, передачи и представления информации
Компьютерный класс	Персональные компьютеры с установленными: пакетом MS Office; Studio; Python 3 (Anaconda), Matlab (с пакетом NNTools), Deductor academic, Keras. Должен быть обеспечен доступ в Интернет. Должен быть обеспечен доступ в электронную информационно-образовательную среду университета.
Аудитории для самостоятельной работы: компьютерные классы; читальные залы библиотеки	Все классы УИТ и АСУ с персональными компьютерами, выходом в Интернет и с доступом в электронную информационно-образовательную среду университета
Аудиторий для групповых и индивидуальных консультаций, текущего контроля и промежуточной аттестации	Ауд. 282 и классы УИТ и АСУ
Помещения для самостоятельной работы обучающихся, оснащенных компьютерной техникой с возможностью подключения к сети «Интернет» и наличием доступа в электронную информационно-образовательную среду организации	Классы УИТ и АСУ
Помещения для хранения и профилактического обслуживания учебного оборудования	Центр информационных технологий – ауд. 379