

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



РАБОЧАЯ ПРОГРАММА ДИСЦИПЛИНЫ

МЕТОДЫ НЕЙРОКОМПЬЮТЕРНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Направление подготовки
09.03.01 Информатика и вычислительная техника

Профиль программы
Программное обеспечение средств вычислительной техники и автоматизированных систем

Уровень высшего образования – бакалавриат

Программа подготовки – академический бакалавриат

Форма обучения
заочная

Институт
Кафедра
Курс

*энергетики и автоматизированных систем
вычислительной техники и программирования*
5

Магнитогорск
2017 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 «26» сентября 2017 г., протокол № 2.

Зав. кафедрой  / О.С. Логунова/

Рабочая программа одобрена методической комиссией института энергетики и автоматизированных систем «27» сентября 2017 г., протокол № 2.

Председатель  / С.И. Лукьянов/

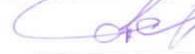
Рабочая программа составлена:

доцентом каф. ВТиП

 М.В.Зарецким

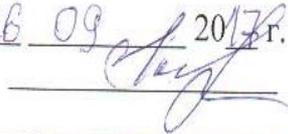
Рецензент:

начальник отдела инновационных разработок ЗАО «КонсОмСКС», канд. техн. наук

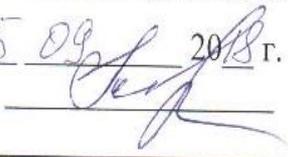
 / А.Н. Панов/

Лист актуализации рабочей программы

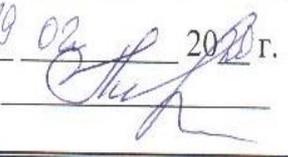
Рабочая программа пересмотрена, обсуждена и одобрена для реализации в 2017-2018 учебном году на заседании кафедры Вычислительной техники и программирования

Протокол от 26 09 2017 г. № 2
Зав. кафедрой  О.С. Логунова

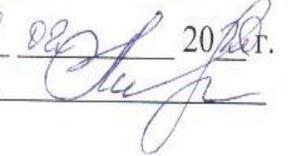
Рабочая программа пересмотрена, обсуждена и одобрена для реализации в 2018 - 2019 учебном году на заседании кафедры Вычислительной техники и программирования

Протокол от 5 09 2018 г. № 1
Зав. кафедрой  О.С. Логунова

Рабочая программа пересмотрена, обсуждена и одобрена для реализации в 2019 - 2020 учебном году на заседании кафедры Вычислительной техники и программирования

Протокол от 19 09 2019 г. № 5
Зав. кафедрой  О.С. Логунова

Рабочая программа пересмотрена, обсуждена и одобрена для реализации в 2020 - 2021 учебном году на заседании кафедры Вычислительной техники и программирования

Протокол от 19 09 2020 г. № 5
Зав. кафедрой  О.С. Логунова

1 Цели освоения дисциплины (модуля)

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

- формирование у студентов понимания основных парадигм нейροинформатики;
- 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 нейροкомпьютерного моделирования» решаются задачи:

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

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

Дисциплина «Методы нейροкомпьютерного 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, позволят обучающимся освоить основы эпистемологии, необходимые для понимания нейροкомпьютерной парадигмы в моделировании;
- математики (базовая часть блока 1 образовательной программы). Знания, умения и владения, полученные при изучении данной дисциплины, позволят обучающимся освоить математический аппарат нейροкомпьютерного 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 нейροкомпьютерной 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 нейροкомпьютерной 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 нейροкомпьютерного 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.
Структурный элемент компетенции	Планируемые результаты обучения
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 – 8,7 акад. часа:
 - аудиторная – 8 акад. часов;
 - внеаудиторная – 0,7 акад. часа
- самостоятельная работа – 131,4 акад. часа;
- контроль – 3,9 акад. часа;

Раздел/ тема дисциплины	Курс	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. Основные парадигмы нейрокомпьютерного моделирования.	5							
1.1. Тема. Нейронные сети в природе и технике.	5	0,5	0,5		10	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы.	Беседа – обсуждение. Устный опрос.	<i>ПК-2 –зув</i> <i>ПК-3 –зув</i>
1.2. Тема. Обзор нейросетевых архитектур, применяемых в моделировании.	5	0,5	0,5		10	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы. Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода. Устный опрос.	<i>ПК-2 –зув</i> <i>ПК-3 –зув</i>
Итого по разделу	5	1	1		20		Проверка контрольной работы	
2. Раздел. Персептронные модели	5							
2.1. Тема. Простейшие модели на основе персептрона Ф. Розенблатта. Проблема	5	0,5	0,5		15	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода.	<i>ПК-2– зув</i> <i>ПК-3– зув</i>

Раздел/ тема дисциплины	Курс	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				
XOR.						Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Устный опрос.	
2.2. Тема. Модели на основе многослойного персептрона	5	0,5	0,5		15	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы. Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода. Устный опрос.	<i>ПК-2 – зув</i> <i>ПК-3 – зув</i>
Итого по разделу	3	1	1		30		Проверка контрольной работы	
3. Раздел. Ассоциативные модели.	5					Самостоятельное изучение учебной и научной литературы. Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода. Устный опрос.	<i>ПК-2 – зув</i> <i>ПК-3 – зув</i>
3.1. Тема. Модели на основе автоассоциативных сетей.	5	0,5	0,5/0,5И		20	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы. Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода. Устный опрос.	<i>ПК-2 – зув</i> <i>ПК-3 – зув</i>

Раздел/ тема дисциплины	Курс	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				
3.2. Тема. Модели на основе гетероассоциативных сетей.	5	0,5	0,5/0,5И		20	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы. Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода. Устный опрос.	<i>ПК-2 –зув</i> <i>ПК-3 –зув</i>
Итого по разделу	5	1	1/ИИ		40		Проверка контрольной работы	
4. Раздел. Радиально-базисные модели.	5							
4.1. Тема. Модели с нулевой ошибкой.	5	0,5	0,5/0,5И		20	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы. Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода. Устный опрос.	<i>ПК-2 –зув</i> <i>ПК-3 –зув</i>
4.2. Тема. Записи, классы и объекты в языке LISP. Синтез функциональной и объектно-ориентированной парадигм программирования. Диалект VisualLISP для системы компьютерной графики AutoCAD.	5	0,5	0,5/0,5И		21,4	Самостоятельное изучение учебной и научной литературы. Подготовка к лабораторному занятию. Выполнение лабораторной работы.	Беседа – обсуждение. Анализ программного кода. Устный опрос.	<i>ПК-2 –зув</i> <i>ПК-3 –зув</i>
Итого по разделу	5	1	1/ИИ		41,4		Проверка контрольной работы	

Раздел/ тема дисциплины	Курс	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				
Итого по курсу	5	4	4/2И		131,4		Зачет	
Итого по дисциплине	3	4	4/2И		131,4			

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, осуществляемое преимущественно вербальными средствами (монолог преподавателя).

Семинар – беседа преподавателя и студентов, обсуждение заранее подготовленных сообщений по каждому вопросу плана занятия с единым для всех перечнем рекомендуемой 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 лично 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:

Нейронные сети в природе и в технике.

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 встроенном 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/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=0.1,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/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=0.05,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/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/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/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/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='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/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=0.05,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/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=0.06,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).*wexp(-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).*wexp(-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).*wexp(-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 встроенном 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],
                       '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],
                    '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],
                        '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],
                        '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('-----')

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],
                  '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 встроенном 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 встроенном 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
```

Контрольная работа № 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)

```

Контрольная работа № 2.

Рассмотреть предложенный пример на встроенном 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)

```

Контрольная работа №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)
```

Контрольная работа № 4.

Рассмотреть предложенный пример на встроенном 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 0.44101];
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>Список теоретических вопросов:</p> <ul style="list-style-type: none"> – моделирование с помощью простейшего построение перцептрона; – реакция однослойного перцептрона на предъявление задачи XOR; – моделирование на основе многослойных перцептронов; – решение задачи XOR для многослойных перцептронов; – определение зависимости качества обучения многослойного перцептрона 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>Список практических заданий:</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" data-bbox="976 1114 1525 1270"> <tbody> <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>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> <ul style="list-style-type: none"> – в условиях той же задачи провести обучение по выборке: <table border="1" data-bbox="976 1422 1525 1458"> <tbody> <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> </tbody> </table>	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
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																																			

Структурный элемент компетенции	Планируемые результаты обучения	Оценочные средства																								
		<table border="1" data-bbox="976 312 1525 427"> <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 data-bbox="976 432 2168 612">Выбрать архитектуру нейросети, провести обучение. С помощью обученной нейросети отнести к одному из классов особь, имеющую «длину» 8 и «ширину» 7 миллиметров. Объяснить существенное различие в архитектуре нейросетей, пригодных для решения предложенных задач.</p>	Длина	10	2	7	8	8	4	4	Ширина	6	4	3	6	4	2	7	Тип	1	1	2	1	2	1	2
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	– навыками применения нейросетевых средств моделирования.	<p data-bbox="976 620 2168 651">Список комплексных заданий:</p> <ul data-bbox="976 659 2168 1027" 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 data-bbox="387 1118 954 1447" 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 интеллектуальных систем; – методологию разработки систем под- 	<p data-bbox="976 1118 1424 1149">Список теоретических вопросов:</p> <ul data-bbox="976 1157 1715 1385" 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; – работа с системами поддержки принятия решений. 																								

Структурный элемент компетенции	Планируемые результаты обучения	Оценочные средства																																								
	держки 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>Список практических заданий:</p> <ul style="list-style-type: none"> – добавка витаминной смеси в корм для цыплят увеличивает средний суточный привес. В приведены данные о количестве добавки (граммы на килограмм кормов) и добавке к среднему привесу (граммы). <table border="1" data-bbox="976 523 1509 603"> <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 перцептронов 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" data-bbox="976 791 2157 1166"> <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>150000</td> <td>90000</td> <td>120000</td> <td>70000</td> <td>200000</td> <td>110000</td> </tr> <tr> <td>Увеличение объема продаж (руб)</td> <td>320000</td> <td>4700000</td> <td>2800000</td> <td>5700000</td> <td>900000</td> <td>2500000</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.	Высокой ст.	Затраты на рекламу (руб)	150000	90000	120000	70000	200000	110000	Увеличение объема продаж (руб)	320000	4700000	2800000	5700000	900000	2500000
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.	Высокой ст.																																				
Затраты на рекламу (руб)	150000	90000	120000	70000	200000	110000																																				
Увеличение объема продаж (руб)	320000	4700000	2800000	5700000	900000	2500000																																				
Владеть	<ul style="list-style-type: none"> – навыками применения программного обеспечения интеллектуальных систем для разработки интеллектуальных моделей; – навыками осуществления настройки 	<p>Список комплексных заданий:</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, 05руб., прибавка 1 г. живого веса приносит 0,1 руб. прибыли. Суточную потребность в кормах считаем равной 5000 кг. 																																								

Структурный элемент компетенции	Планируемые результаты обучения	Оценочные средства																																		
	<p>и верификации программного обеспечения интеллектуальных систем для разработки и функционирования интеллектуальных моделей;</p> <p>– навыками осуществления модификации программного обеспечения интеллектуальных систем для разработки и функционирования интеллектуальных моделей.</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" data-bbox="974 422 2159 799"> <thead> <tr> <th data-bbox="974 422 1167 459">Товар</th> <th data-bbox="1167 422 1328 459">1</th> <th data-bbox="1328 422 1496 459">2</th> <th data-bbox="1496 422 1664 459">3</th> <th data-bbox="1664 422 1832 459">4</th> <th data-bbox="1832 422 1995 459">5</th> <th data-bbox="1995 422 2159 459"></th> </tr> <tr> <th data-bbox="974 459 1167 536">Тип</th> <td data-bbox="1167 459 1328 536">Прем.</td> <td data-bbox="1328 459 1496 536">Эконом</td> <td data-bbox="1496 459 1664 536">Высокой ст.</td> <td data-bbox="1664 459 1832 536">Эконом</td> <td data-bbox="1832 459 1995 536">Прем.</td> <td data-bbox="1995 459 2159 536">Высокой ст.</td> </tr> <tr> <th data-bbox="974 536 1167 647">Затраты на рекламу (руб)</th> <td data-bbox="1167 536 1328 647">15000</td> <td data-bbox="1328 536 1496 647">10000</td> <td data-bbox="1496 536 1664 647">12000</td> <td data-bbox="1664 536 1832 647">15000</td> <td data-bbox="1832 536 1995 647">20000</td> <td data-bbox="1995 536 2159 647">1100</td> </tr> <tr> <th data-bbox="974 647 1167 799">Увеличение объема продаж (руб)</th> <td data-bbox="1167 647 1328 799">22000</td> <td data-bbox="1328 647 1496 799">1200000</td> <td data-bbox="1496 647 1664 799">230000</td> <td data-bbox="1664 647 1832 799">150000</td> <td data-bbox="1832 647 1995 799">600000</td> <td data-bbox="1995 647 2159 799">2500</td> </tr> </thead></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.

8 Учебно-методическое и информационное обеспечение дисциплины (модуля)

а) Основная литература:

1. Павлов, С.И. Системы искусственного интеллекта : учебное пособие / С.И. Павлов. – Томск : Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники, 2011. – Ч. 1. – 175 с. – Режим доступа: по подписке. – URL: <https://biblioclub.ru/index.php?page=book&id=208933> (дата обращения: 30.10.2020). – ISBN 978-5-4332-0013-5. – Текст : электронный.

б) Дополнительная литература:

1. Интеллектуальные информационные системы и технологии : учебное пособие / Ю.Ю. Громов, О.Г. Иванова, В.В. Алексеев и др. ; Тамбовский государственный технический университет. – Тамбов : Тамбовский государственный технический университет (ТГТУ), 2013. – 244 с. : ил. – Режим доступа: по подписке. – URL: <https://biblioclub.ru/index.php?page=book&id=277713> (дата обращения: 30.10.2020). – Библиогр. в кн. – ISBN 978-5-8265-1178-7. – Текст : электронный.

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; офисные программы; математические пакет, статистические пакеты, установленные на каждом персональном компьютере вычислительного центра ФГБОУ ВПО «МГТУ».

Перечень лицензионного программного обеспечения по ссылке:

<http://sps.vuz.magtu.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%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.creditural.ru>, <http://www.magtu.ru>, <http://www.gks.ru> и т.п.; разработчиков программных продуктов: <http://www.statsoft.ru>, <http://www.microsoft.com>, <http://www.ptc.com> и т.п; сайты лабораторий компьютерной графики <http://graphics.cs.msu.ru> , <http://cgm.graphicon.ru>.

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 пакетом Office, выходом в Интернет и с доступом 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