МОСКОВСКИЙ АВИАЦИОННЫЙ ИНСТИТУТ
(НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ)

Институт №8 «Информационные технологии и прикладная математика»
Кафедра 806 «Вычислительная математика и программирование»

Лабораторная работа №1
по курсу «Нейроинформатика»

Выполнил: Кузьмичев А. Н.
Группа: 8О-406Б
Преподаватели: Н. П. Аносова

Москва, 2021

Персептроны. Процедура обучения Розенблатта.

Цель работы: исследование свойств персептрона Розенблатта и его применение для решения задачи распознавания образов

Этапы работы:

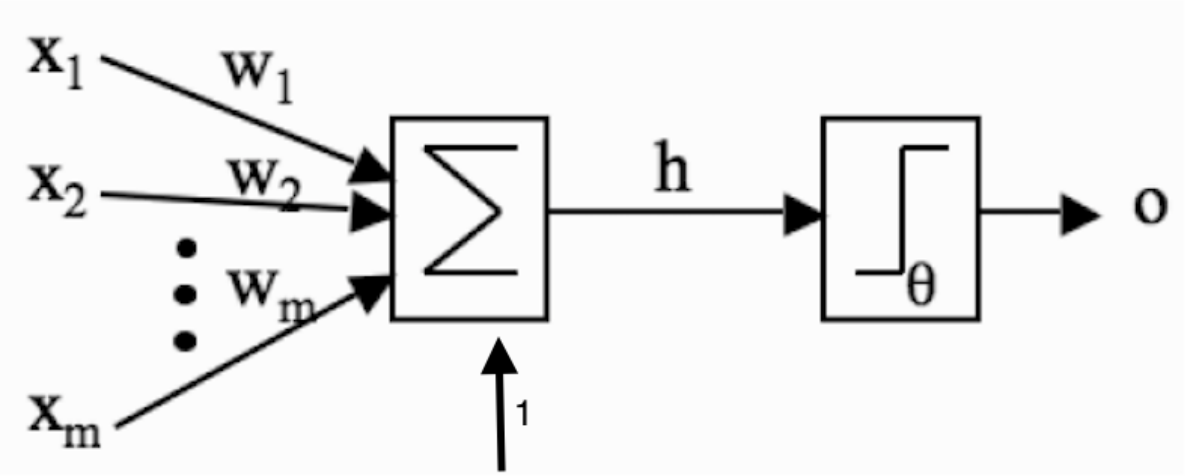
1. Для первой обучающей выборки построить и обучить сеть, которая будет правильно относить точки к двум классам. Отобразить дискриминантную линию и проверить качество обучения.
2. Изменить обучающее множество так, чтобы классы стали линейно неразделимыми. Проверить возможности обучения по правилу Розенблатта.
3. Для второй обучающей выборки построить и обучить сеть, которая будет правильно относить точки к четырем классам. Отобразить дискриминантную линию и проверить качество обучения.

Вариант 12:

1) [(2,7; 4, 3), (-3,8; 0,6), (-0,4; -4,9), (-1,7; -3,4), (2,9; -1,9), (0,2; -3,4)]
   [0, 0, 1, 1, 1, 1]
2) [(-1,5; -0,6), (4,6; -4,6), (4,7; -3,2), (1,6; 0,8), (1,7; -1,4), (1,2; 3,1), (-4,9; -4,2), (4,7; 1,5)]
   [(0;0), (0;1), (0;1), (1;0), (0;0), (1;0), (0;1), (1;1)]

Ход работы

Для решения этой задачи необходимо воспользоваться Перцептроном Розенблата, который имеет следующую структуру:



Чтобы реализовать слой таких перцептронов можно воспользоваться представлением весов и смещений перцептронов как матрицу (n+1)×m, где n - число входов, а m -

число выходов. При этом в качестве выходов я использую функцию net, а ошибку измеряю помощи метрики MAE. Для удобства классификации и обучения, я заменяю метки негативных классов с 0 на −1. Реализация слоя из перцептронов Розенблата:

Реализация слоя из персептрона Розенблатта:

```
class RosenblattLayer:
    def __init__(self, steps = 50, early_stop = False):
        self.steps = steps
        self.w = None
        self.negative_is_zero = False
        self.early_stop = early_stop

    def fit(self, X, y):
        # add column for bias and transpose data for comphort operation
s:
        X_t = np.append(X, np.ones((1, X.shape[1])), axis = 0).T
        y_t = np.array(y.T)

        if (y_t == 0).sum():
            self.negative_is_zero = True
            y_t[y_t == 0] = -1

        #init weights
        if self.w is None:
            self.w = np.random.random((X_t.shape[1], y_t.shape[1]))

        # main loop

        for step in tqdm(range(self.steps)):
            stop = True
            for i in range(X_t.shape[0]):
                # compute error of all perceptrons
                predict = X_t[i].dot(self.w)
                if np.sum(predict*y_t[i] < 0):
                    stop = False
                    e = y_t[i] - X_t[i].dot(self.w)
                    e[predict*y_t[i] >= 0] = 0.0
                    self.w += X_t[i].reshape(X_t.shape[1], 1).dot(e.res
hape(1, y_t.shape[1]))
            if stop and self.early_stop:
                break

        return self

    def set_steps(self, steps):
        self.steps = steps
```

```
    def set_early_stop(self, stop):
        self.early_stop = stop

    # Predict answers
    def predict(self, X):
        X_t = np.append(X, np.ones((1, X.shape[1])), axis = 0).T
        return X_t.dot(self.w).T

    def predict_classes(self, X):
        X_t = np.append(X, np.ones((1, X.shape[1])), axis = 0).T
        ans = X_t.dot(self.w)
        a_t =  ans < 0
        if self.negative_is_zero:
            ans[a_t] = 0
        else:
            ans[a_t] = -1
        ans[np.logical_not(a_t)] = 1
        return ans.T

    def display(self):
        ans = " Input(n," + str(self.w.shape[0] - 1) + ")  -->  "
        ans += "Rosenblat Perceptrons(" + str(self.w.shape[1]) + ")  --
>  "
        ans += "Output(n, " + str(self.w.shape[1]) + ")"
        return ans

    def weights(self):
        return self.w[:-1]

    def bias(self):
        return self.w[-1]


    # MAE
    def score(self, X, y):
        X_t = np.append(X, np.ones((1, X.shape[1])), axis = 0).T
        y_t = np.array(y.T)
        y_t[y_t == 0] = -1
        return np.abs(y_t - X_t.dot(self.w)).mean()
```

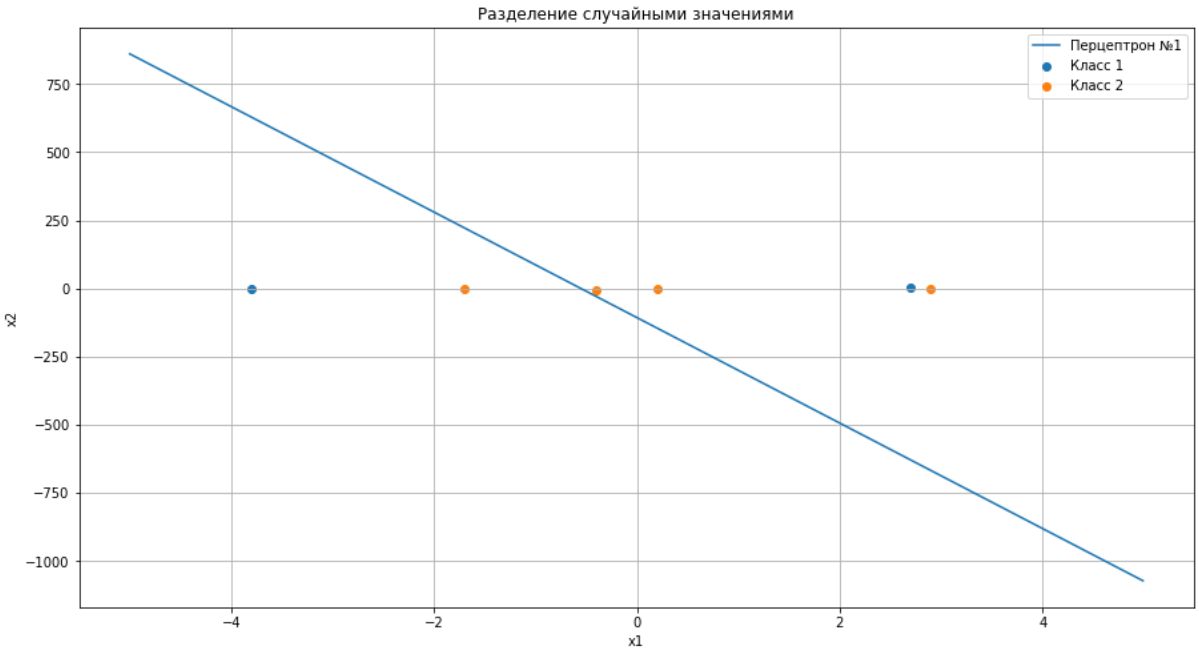
Затем я создал модель со случайными коэффициентами для первых обучающих данных и вывел ее схему на экран:

```
P = np.array([
    [2.7, -3.8, -0.4, -1.7, 2.9, 0.2],
    [4.3, 0.6, -4.9, -3.4, -1.9, -3.4]
])
```

```
T = np.array([[0, 0, 1, 1, 1, 1]])

model = RosenblattLayer(0).fit(P, T)
print(model.display())
0it [00:00, ?it/s] Input(n,2)  -->  Rosenblat Perceptrons(1)  -->
Output(n, 1)
```

Модель со случайными коэффицентами разделяет выборку следующим образом:



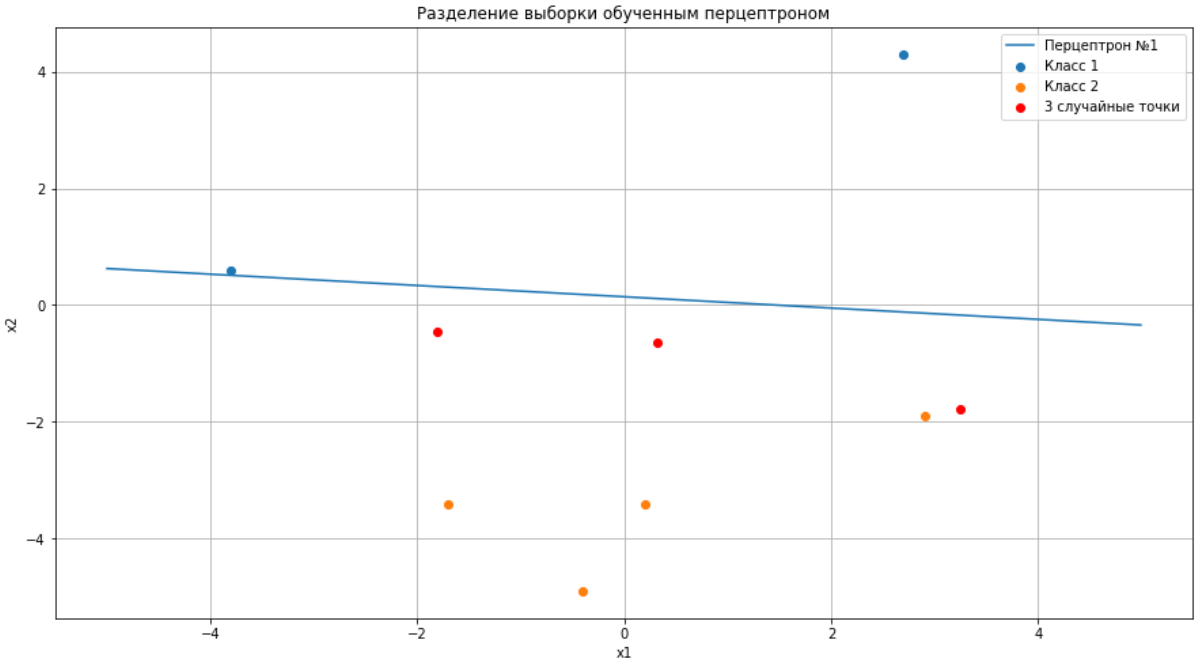
Я обучил модель и построил разделяющую прямую, добавив 3 случайные точки и классифицировав их:

```
model.set_steps(50)
model.set_early_stop(True)
model.fit(P, T)
plt.figure(figsize=(15, 8))
plot_line(model.weights(), model.bias())
plt.scatter(P.T[T.ravel() == 0].T[0], P.T[T.ravel() == 0].T[1], label="
Класс 1")
plt.scatter(P.T[T.ravel() == 1].T[0], P.T[T.ravel() == 1].T[1], label="
Класс 2")
x = np.random.randint(-5, 4, 3) + np.random.random(3)
y = np.random.randint(-5, 4, 3) + np.random.random(3)
plt.scatter(x, y, color="red", label="3 случайные точки")
plt.xlabel("x1")
plt.ylabel("x2")

plt.title("Разделение выборки обученным перцептроном")
plt.grid()
plt.legend()

test = np.append(x.reshape(1, 3), y.reshape(1, 3), axis=0)
```

```
print("Test Data:")
print(test)
print("Predict:")
print(model.predict_classes(test))
Test Data:
[[ 0.32279564 -1.80453877  3.24492738]
 [-0.63238154 -0.4657158  -1.79242583]]
Predict:
[[1. 1. 1.]]
```



Полученная модель обучилась классифицировать данные:

```
model.predict_classes(P)
array([[0., 0., 1., 1., 1., 1.]])
```

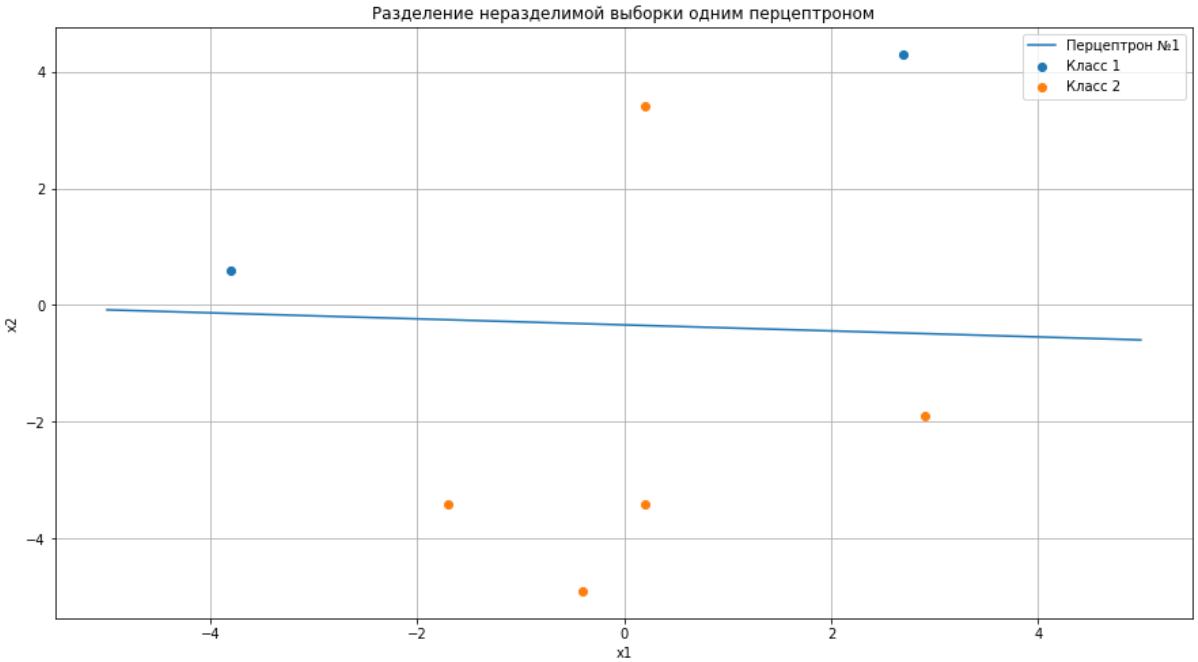
```
Веса модели:
print("Веса:")
print(model.weights())
print("Смещения:")
print(model.bias())
Веса:
[[ -23.02834153]
 [-238.06899665]]
Смещения:
[33.94086248]
```

Добавив в датасет точку так, что выборка стала линейно неразделима, я увидел что даже после нескольких циклов обучения модель все еще не научилась разделять данные, выдавая ужасный результат классификации:

```
P = np.append(P, np.array([[0.2], [3.4]]), axis=1)
T = np.append(T, np.array([[1]]), axis=1)
```

```
model = RosenblattLayer(50, True)
model.fit(P, T)
plt.figure(figsize=(15, 8))
plot_line(model.weights(), model.bias())
plt.scatter(P.T[T.ravel() == 0].T[0], P.T[T.ravel() == 0].T[1], label="
Класс 1")
plt.scatter(P.T[T.ravel() == 1].T[0], P.T[T.ravel() == 1].T[1], label="
Класс 2")
plt.xlabel("x1")
plt.ylabel("x2")

plt.title("Разделение неразделимой выборки одним перцептроном")
plt.grid()
plt.legend()
```




```
model.predict_classes(P) == T
array([[False, False, False, False, False, False,  True]])
```

Для того, чтобы классифицировать данные на несколько классов, недостаточно одного перцептрона, а необходим целый слой. Так как мой класс реализует целый слой, интерфейс работы никак не поменялся. Создание и обучение сети с последующей классификацией 5 случайных точек:

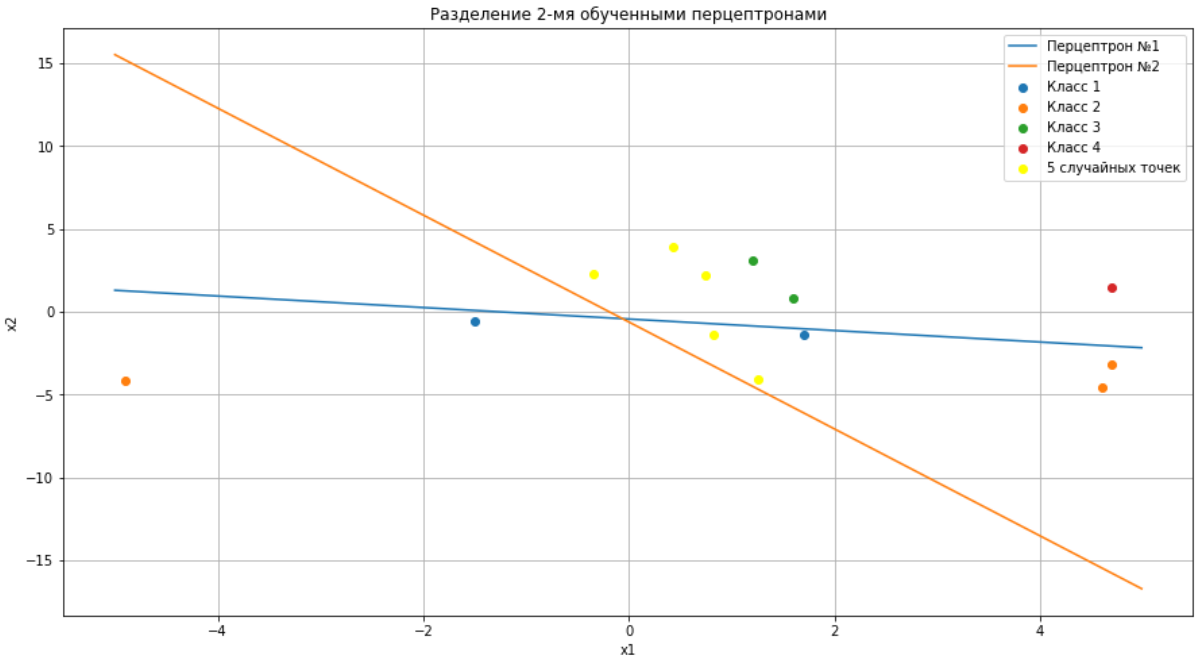
```
P = np.array([
    [-1.5, 4.6, 4.7, 1.6, 1.7, 1.2, -4.9, 4.7],
    [-0.6, -4.6, -3.2, 0.8, -1.4, 3.1, -4.2, 1.5]
])

T = np.array([
    [0, 0, 0, 1, 0, 1, 0, 1],
    [0, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1]
])
```

```
model = RosenblattLayer(0).fit(P, T)
print(model.display())
```
0it [00:00, ?it/s] Input(n,2) --> Rosenblat Perceptrons(2) --> Output(n, 2)

```
import numpy as np
np.seterr(divide='ignore', invalid='ignore')

model.set_steps(50)
model.set_early_stop(True)
model.fit(P, T)
```



Веса:

```
print("Веса:")
print(model.weights())
print("Смещения:")
print(model.bias())
```
```
Веса:
[[6.78928959e+00 7.00305513e+91]
 [1.95760726e+01 2.17117716e+91]]
Смещения:
[8.67319022e+00 1.34449309e+91]
```

Выводы

Выполнив первую лабораторную работу по курсу «Нейроинформатика», я узнал о перцептроне Розенблата, который имеет историческое значение для всей науки. Перцептрон Розенблата несмотря на свою простоту и умение классифицировать объекты, имеет ряд очевидных недостатков, таких, как:

• Невозможность классификации на неразделяемых данных.
• Неустойчивость.

Эти недостатки решают более современные архитектуры, с которыми мне предстоит познакомиться. Эта работа была одной из самых простых для выполнения, однако это только вводная работа, и в будущем я ожидаю более трудных и интересных задач.