МГТУ им. Н. Э. Баумана Факультет ФН «Фундаментальные Науки» Кафедра ФН-12 «Математическое моделирование»

Численные методы решения задач теории управления Домашнее задание №3

«Бинарная классификация с помощью нейронной сети ADALINE»

Вариант №4

Группа: ФН12-61Б

Студент: Дорохов М. А.

Преподаватель: Тверская Е. С.

Постановка задачи

- 1. Для указанных множеств построить бинарную классификацию, с помощью простейшей нейронной сети ADALINE.
- 2. Построить прямую, разделяющую эти множества, и вычислить результирующие весовые коэффициенты.
- 3. При тестировании использовать нулевые начальные приближения для весов и смещения
- 4. Изменить количество точек множества (уменьшить до 10-15). Рассмотреть работу алгоритма при различных начальных весовых коэффициентах и смещениях. Как влияют эти изменения на результат?
- 5. Сравнить результаты работы сети ADALINE с нейронной сетью, использующей пороговую функцию активации.

Предложенные по варианту множества:

$$X = \{x_i = (x_i^1, x_i^2), i = \overline{1, n}\}, X \subset \mathbb{R}^2;$$

$$Y = \{x_i = (x_i^1, x_i^2) : (5x_i^1 - 0, 9) + (-4x_i^2 - 0, 1) > 0, 5\}.$$

Ход работы

Построение нейронной сети и её обучение

Для построения бинарной классификации для множеств X и Y будем использовать нейронную сеть с линейной функцией активации (ADALINE). Введём обозначения: X - входные данные, W - матрица весовых коэффициентов, b - смещение, f - функция активации, y - выход.

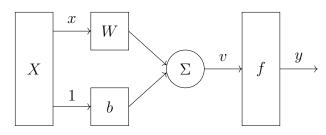


Схема нейрона

Алгоритм обучения:

- 1. Вычисляем $y^{(0)} = W^{(0)}x_0 + b^{(0)}$;
- 2. Вычисляем ошибку $e^{(0)}=t_0-y^{(0)},$ где t_0 таргет;
- 3. Обновляем весовые коэффициенты и смещение:

$$W_{new} = W_{old} + 2\alpha e^{(0)} x_1^T,$$

$$b_{new} = b_{old} + 2\alpha e^{(0)},$$

где α - скорость обучения;

- 4. Вычисляем $y^{(i)}$, $i = \overline{1,n}$ и проверяем их равенство соответствующим таргетам t_i ;
- 5. Продолжаем, пока не получим $e^{(i)} < \varepsilon$, где ε желаемая точность.

Код программы

```
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
np.random.seed(0)
n \text{ samples} = 250
X = np.random.rand(n samples, 2)
Y = (((5*X[:, 0]-0.9))+(-4*X[:, 1]-0.1) > 0.5)
Y = np.array([(lambda elem: 1 if elem else -1)(xi) for xi in Y])
def adaline (data, target, weights, bias, learn rate, eps):
  i = 0
  j = 0
  err = 0
  while True:
    i = i \% len(data)
    y = weights @ data[i] + bias
    temp err = err
    err = target[i] - y
    temp w = weights
    weights = weights + 2 * learn rate * err * data[i]
    bias = bias + 2 * learn rate * err
    i += 1
    j += 1
    if (abs(err) < eps):
        break
  return weights, bias, j
W = np.array([0, 0])
b = 0
iters = 0
W, b, iters = adaline(X, Y, W, b, 0.006, 1e-4)
print (W, b, iters)
x = np.arange(-10, 10, 0.1)
fig = plt.figure(figsize = (10, 10))
ax = plt.gca()
for i in range (0, n samples):
  if (Y[i] = 1):
    plt.scatter(X[i, 0], X[i, 1], color = "g", marker = "+")
  else:
    plt.scatter(X[i, 0], X[i, 1], color = "r", marker = ".")
y = - (W[0] / W[1]) * x - (b / W[1])
plt.plot(x, y, color = "black")
plt.ylim([0, 1])
plt.xlim([0, 1])
ax.spines['top'].set_visible(False)
ax.spines['right'].set_visible(False)
```

Результаты

Зелеными плюсами обозначены точки множества Y, красными кругами - точки, не вошедшие в это множество.

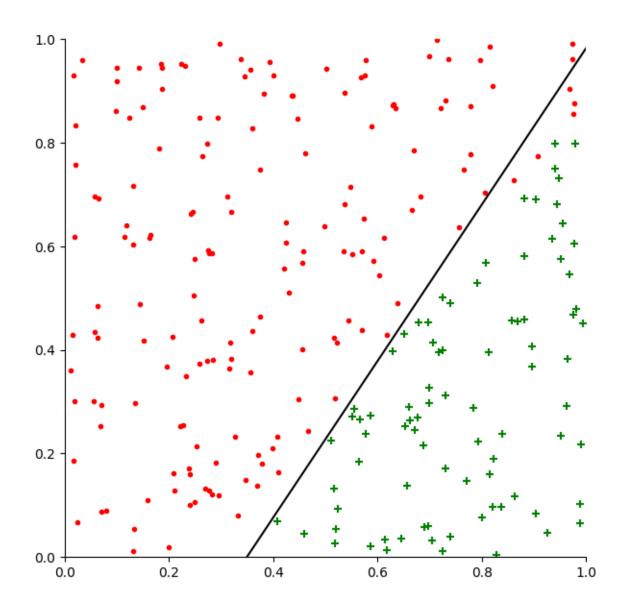
• $W = (0,0), b = 0, n = 250, \alpha = 0.006,$

Результат обучения:

$$-W = (2.11491302, -1.40029937)$$

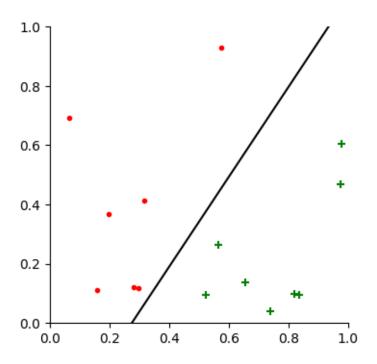
$$-\ b = -0.7391283647150274$$

$$-i = 4796$$



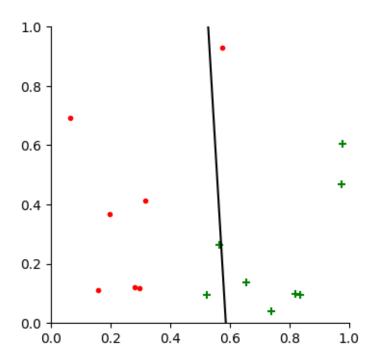
• $W = (1, 0.5), b = 3, n = 15, \alpha = 0.01,$

Результат обучения: W = (1.49265068, -0.98421782), b = -0.4108386394804238, i = 642.



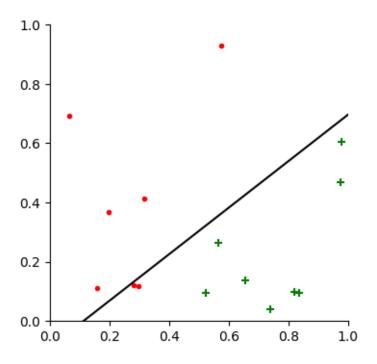
• $W = (5,2), b = -1, n = 15, \alpha = 0.1,$

Результат обучения: W = (3.97020806, 1.17063723), b = -2.381181150319033, i = 11.



• $W = (-3, -6), b = 2, n = 15, \alpha = 0.1,$

Результат обучения: W = (1.66223755, -2.11695159), b = -0.1880124273090611, i = 140.



• $W = (100, -100), b = 0, n = 15, \alpha = 0.1,$

Результат обучения: $W=(4.57054196,-2.68106225),\ b=-2.031221213542649,\ i=265.$

