# Научно-технологический университет «Сириус» Научный центр информационных технологий и искусственного интеллекта Направление «Математическая робототехника»

# Отчёт

## по заданию №2

Дисциплина: численные методы нелинейн	ой и выпуклой оптимизации
Гема: геометрия	
Выполнил	
Студент группы М01МР-24	А. С. Кондратьев
Преподаватель	
Профессор, к.фм.н.	С. В. Гусев

#### Задача 1

Построим два набора случайных точек на плоскости, используя параметрическую формулу

$$x = x_c + ar\cos(\varphi)\cos(\alpha) - br\sin(\varphi)\sin(\alpha)$$

$$y = y_c + ar \cos(\varphi) \sin(\alpha) + br \sin(\varphi) \cos(\alpha)$$
,

где  $a, b, \alpha, x_c, y_c$  — заданные параметры;  $\varphi, r$  — случайные величины,  $\varphi$  равномерно распределена на интервале  $[0, 2\pi], r$  равномерно распределена на [0, 1]. В каждом наборе 500 точек. Для первого набора используем параметры

$$a = 3, b = 1, \alpha = 0, x_c = -2, y_c = 1,$$

для второго

$$a = 4, b = 1, \alpha = \frac{\pi}{4}, x_c = 2, y_c = -1$$

Рассчитаем прямую, разделяющую два множества на плоскости. Для этого сформулируем задачу оптимизации. 2 набора точек могут быть разделены гиперплоскостью

$$a_0^T x_i + b_0 > 0$$
,  $a_0^T y_i + b_0 < 0$ 

Данные выражения эквивалентны по a, b, поэтому

$$a_0^T x_{min} + b \ge \varepsilon > 0 \to \frac{a_0^T}{\varepsilon} x_{min} + \frac{b_0}{\varepsilon} \ge 1$$
$$a^T x_i + b \ge 1, \ a^T y_i + b \le -1$$

Для построения разделяющей прямой минимизируем сумму отклонений точек множества от прямой (рисунок 1)

$$\min 1^T u + 1^T v$$
 при  $a^T x_i + b \ge 1 - u_i$ ,  $a^T y_i + b \le -1 + v_i$ ,  $v \ge 0$ ,  $u \ge 0$ 

Кроме того, учтем норму  $\|a\|_2$  для максимизации зазора между множествами и разделяющей прямой, (рисунок 2). Тогда итоговая задача оптимизации выглядит следующим образом

$$\min \|a\|_2 + 1^T u + 1^T v$$

при

$$a^T x_i + b \ge +1 - u_i, \qquad u \ge 0$$

$$a^T y_i + b \le -1 + v_i, \qquad v \ge 0$$

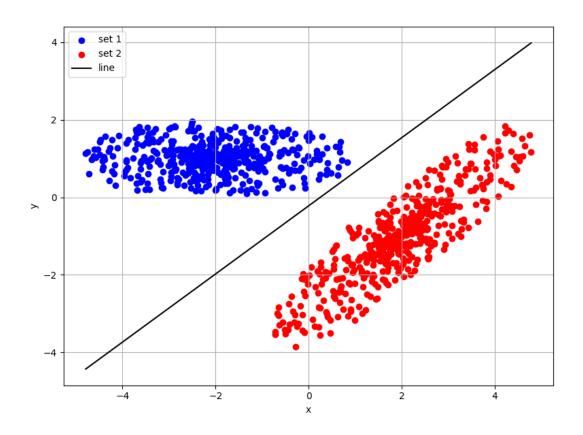


Рисунок 1 – Разделяющая прямая

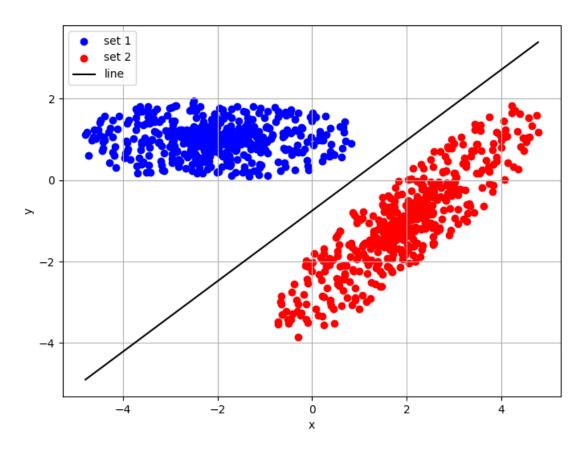


Рисунок 2 — Разделяющая прямая (с учетом  $\|a\|_2$ )

# Задача 2

Изменим значения параметров генерации множеств. Параметры для первого множества

$$a = 3, b = 2.5, \alpha = 0, x_c = -2, y_c = 1$$

для второго множества

$$a = 4, b = 2, \alpha = 0, x_c = -2, y_c = 1$$

Результаты разделения множеств гиперплоскостью с учетом и без учета  $\|a\|_2$  представлены на рисунках 3, 4 соответственно.

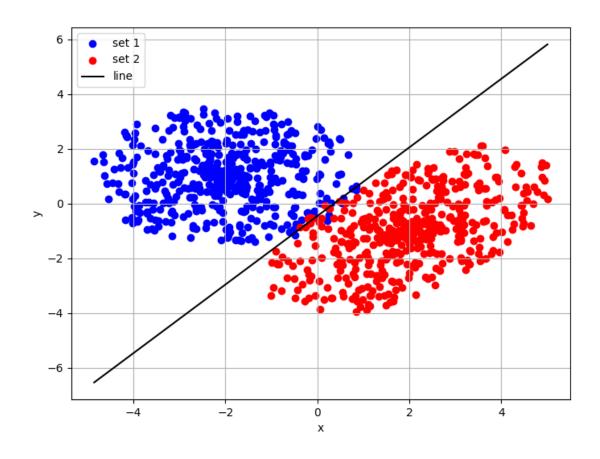


Рисунок 3 – Разделяющая прямая

#### Задача 3

Необходимо построить гиперплоскость, разделяющую два множества изображений с цифрами (0 и 1), с целью распознавания образов на тестовых изображениях. Пример цифр в тренировочном датасете представлен на рисунке 5.



Рисунок 5 – Примеры изображений из тренировочного датасета

Тестовый датасет состоит из двух наборов изображений: в одном наборе содержится 980 изображений нулей, в другом – столько же изображений единиц. Для оценки точности распознавания образов использовалась доля неправильно распознанных образов. При использовании тренировочного датасета, состоящего из 100 изображений, доля неправильно распознанных образов составила 0.3% (3 изображения из 980). На рисунке 6 представлены изображения некорректно распознанных образов.



Рисунок 6 – Некорректно распознанные образы

#### Заключение

Разделение множества случайных точек с помощью гиперплоскости возможно регулировать за счет изменения целевой функции. При выборе большого коэффициента перед нормой  $\|a\|_2$  зазор между гиперплоскостью и множествами, который обратно пропорционален этой норме, будет больше. В обратном случае будет минимизироваться сумма ошибок u и v, при этом зазор будет меньше.

Решение задачи распознавания образов с помощью разделения множеств гиперплоскостью на примере распознавания цифр на изображениях работает с погрешностью 0.3% при размере тестового датасета 980 изображений. Таким образом, решение задачи распознавания образов с помощью данного метода является успешным.

#### Приложение №1

## dataloader.py

```
import numpy as np
import struct
from array import array
import os
class MnistDataloader(object):
    def init (self, training images filepath, training labels filepath,
                 test images filepath, test labels filepath):
        self.training images filepath = training images filepath
        self.training labels filepath = training labels filepath
        self.test_images_filepath = test_images_filepath
        self.test labels filepath = test labels filepath
    def read images labels(self, images filepath, labels filepath):
        labels = []
        with open(labels filepath, 'rb') as file:
            magic, size = struct.unpack(">II", file.read(8))
            if magic != 2049:
                   raise ValueError('Magic number mismatch, expected 2049, got
{}'.format(magic))
            labels = array("B", file.read())
        with open(images filepath, 'rb') as file:
            magic, size, rows, cols = struct.unpack(">IIII", file.read(16))
            if magic != 2051:
                   raise ValueError('Magic number mismatch, expected 2051, got
{}'.format(magic))
            image data = array("B", file.read())
        images = []
        for i in range(size):
            images.append([0] * rows * cols)
        for i in range(size):
            img = np.array(image data[i * rows * cols:(i + 1) * rows * cols])
            img = img.reshape(28, 28)
            images[i][:] = img
        return images, labels
   def load data(self):
```

#### task2.py

```
import cv2 as cv
import cvxpy as cp
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import os
import torch
import torch.nn as nn
import torch.optim as optim
from sklearn import svm
from dataloader import load dataset
alpha = (0, np.pi / 4)
xc = (-2, 2)
yc = (1, -1)
size = 500
r = np.random.uniform(0, 1, size=size).reshape((size, 1))
phi = np.random.uniform(0, 2 * np.pi, size=size).reshape((size, 1))
```

```
use_task1 = False
use task2 = False
def gen_x(k1, k2, alpha):
    def gen x (xc, yc, k1, k2, alpha):
        x = xc + k1 * r * np.cos(phi) * np.cos(alpha) - k2 * r * np.sin(phi) *
np.sin(alpha)
        y = yc + k1 * r * np.cos(phi) * np.sin(alpha) + k2 * r * np.sin(phi) *
np.cos(alpha)
        return np.hstack([x, y])
   x1 = gen x (xc[0], yc[0], k1[0], k2[0], alpha[0])
    x2 = gen x (xc[1], yc[1], k1[1], k2[1], alpha[1])
    return x1, x2, np.min([x1[:, 0], x2[:, 0]]), np.max([x1[:, 0], x2[:, 0]])
def draw sets(x1, x2, line, sets only=False):
    _, ax1 = plt.subplots(figsize=(8, 6))
   ax1.set xlabel('x')
   ax1.set ylabel('y')
   ax1.grid(True)
   ax1.scatter(x1[:, 0], x1[:, 1], color='blue', label='set 1')
   ax1.scatter(x2[:, 0], x2[:, 1], color='red', label='set 2')
    if not sets only:
        ax1.plot(line[0], line[1], color='black', label='line')
    ax1.legend(loc='upper left')
def calc_line_coeffs(x1, x2, use_norm):
    print(x1.shape)
    u = cp.Variable((size, 1))
    v = cp.Variable((size, 1))
    a = cp.Variable((2, 1))
   b = cp.Variable((1, 1))
    constraints = [
       a.T @ x1.T + b >= 1 - u,
       a.T @ x2.T + b \le -1 + v,
        u >= 0,
        v >= 0
```

```
1
    if use_norm:
        objective = cp.Minimize(0.0001 * cp.norm2(a) + 1 * (cp.sum(u) +
cp.sum(v))
    else:
        objective = cp.Minimize(cp.sum(u) + cp.sum(v))
    problem = cp.Problem(objective, constraints)
    problem.solve(verbose=True, solver=cp.ECOS)
    return a.value, b.value
def get line(x min, x max, a, b):
    def line(x):
        return 1 / a[1][0] * (-a[0][0] * x - b[0])
   x_{line} = [x_{min}, x_{max}]
    y line = [line(x min), line(x max)]
    return (x line, y line)
def task1():
   global use task1
   use task1 = True
   k1 = (3, 4)
   k2 = (1, 1)
   x1, x2, x min, x max = gen x(k1, k2, alpha)
   a, b = calc line coeffs(x1, x2, True)
    line1 = get line(x min, x max, a, b)
    a, b = calc_line_coeffs(x1, x2, False)
    line2 = get_line(x_min, x_max, a, b)
   draw sets(x1, x2, line1)
    draw_sets(x1, x2, line2)
   print(x1.shape)
def task2():
    global use task2
    use task2 = True
```

```
k1 = (3, 4)
    k2 = (2.5, 2)
    x1, x2, x_min, x_max = gen_x(k1, k2, alpha)
    # scikit-learn
    clf = svm.SVC(kernel='linear')
   X = np.vstack([x1, x2])
    y = np.array([1] * x1.shape[0] + [2] * x2.shape[0])
   clf.fit(X, y)
   a = clf.coef .T
   b = clf.intercept
   print(a, b)
    line1 = get_line(x_min, x_max, a, b)
   draw sets(x1, x2, line1)
    # torch
   X = torch.tensor(np.vstack([x1, x2]), dtype=torch.float32)
    y = torch.tensor(np.array([1] * x1.shape[0] + [-1] * x2.shape[0]),
dtype=torch.float32).view(-1, 1)
    class SVM Network(nn.Module):
        def __init__(self):
            super(SVM_Network, self).__init__()
            self.fc1 = nn.Linear(2, 1)
        def forward(self, x):
            return self.fc1(x)
   model = SVM Network()
   optimizer = optim.SGD(model.parameters(), lr=0.01)
    epochs = 5000
    for epoch in range (epochs):
```

```
model.train()
        optimizer.zero grad()
        outputs = model(X)
        u = torch.relu(1 - y * outputs) # Для класса 1: условие 1 - y * output
>= 0
        v = torch.relu(1 + y * outputs) # Для класса 2: условие 1 + y * output
<= 0
        loss = torch.norm(model.fc1.weight) + torch.sum(u) + torch.sum(v)
        loss.backward()
        optimizer.step()
        if epoch % 100 == 0:
            print(f'Epoch {epoch}, Loss: {loss.item()}')
   model.eval()
   a = model.fc1.weight.detach().numpy().T
   b = model.fc1.bias.detach().numpy()
   print(a, b)
    line = get line(x min, x max, a, b)
    draw sets (x1, x2, line)
def task3():
    path = os.path.join(os.path.pardir, 'dataset')
    images train, labels train, images test, labels test = load dataset(path)
    train_list = []
    test list = []
   train size = 100
    test size = 980
    w = images train[0].shape[0]
```

```
label1 = 0
    label2 = 1
    for label in (label1, label2):
        train = images train[labels train==label]
        train = np.reshape(train[:train_size], (train_size, w ** 2)).T
        train_list.append(train)
        test images i = images test[labels test==label]
        test images i = np.reshape(test images i[:test size], (test size, w **
2)).T
       test list.append(test images i)
    images train = np.array(train list, dtype=object)
    images test = np.array(test list, dtype=object)
   u = cp.Variable((images train[0].shape[1], 1))
   v = cp.Variable((images_train[0].shape[1], 1))
    a = cp.Variable((images train[0].shape[0], 1))
   b = cp.Variable((1, 1))
   constraints = [
       a.T @ images train[0] + b \ge 1 - u,
       a.T @ images train[1] + b <= -1 + v,
       u >= 0,
       v >= 0
    1
   objective = cp.Minimize(cp.norm2(a) + cp.sum(u) + cp.sum(v))
   problem = cp.Problem(objective, constraints)
    # problem.solve(verbose=True)
    \# a = a.value
    # b = b.value
    # a.tofile('a.data')
    # b.tofile('b.data')
   a = np.fromfile('a.data', dtype=np.float64)
   b = np.fromfile('b.data', dtype=np.float64)
   print(images train.shape)
```

```
cv.imwrite('0.png', images_train[0].T[0].astype(np.uint8).reshape((w, w)))
   cv.imwrite('1.png', images_train[1].T[0].astype(np.uint8).reshape((w, w)))
   cv.waitKey(0)
    fails_zero = 0
    fails ones = 0
    fails zero list = []
    fails ones list = []
    for i in range(test size):
        if a.T @ images_test[0].T[i] + b < 0:</pre>
            fails zero += 1
fails_zero_list.append(images_test[0].T[i].astype(np.uint8).reshape((w, w)))
        if a.T @ images test[1].T[i] + b > 0:
            fails ones += 1
fails_ones_list.append(images_test[1].T[i].astype(np.uint8).reshape((w, w)))
   print(fails_zero, fails_ones)
   print('zeros fails:', fails zero / test size)
    i = 0
    for img in fails zero list:
       cv.imshow('zeros fails', img)
       cv.imwrite(f'fail{i}.png', img)
        i+= 1
       cv.waitKey(0)
   print('ones fails:', fails ones / test size)
    for img in fails_ones_list:
        cv.imshow('ones fails', img)
       cv.waitKey(0)
    # zero = images test[0][15]
    # one = images_test[1][15]
    \# print(a.T @ zero + b > 0, a.T @ one + b < 0)
if name == ' main ':
```

```
# task1()
# task2()
task3()

if use_task1 or use_task2:
    plt.tight_layout()
    plt.show()
```