

*Роботу виконала студентка
Національного університету «Одеська політехніка»*

"Прикладної математики"

Матиченко А.Д.

Машина опорних векторів

ЗАВДАННЯ 1	2
ЗАВДАННЯ 2	3
ЗАВДАННЯ 3	6
ЗАВДАННЯ 4	9

ЗАВДАННЯ 1

На вхід машини опорних векторів з двома нейронами у прихованому шарі подали вектор ознак $x(1,2)$. Функція ядра - гауссівська з $\sigma = 1$. Центри функцій ядра вибрані як $(0,0), (1,1)$. Визначити вихід мережі, якщо вагові коефіцієнти задані як $\omega_1 = 1, \omega_2 = 0.5, b = 2$.

Розв'язання

1. Обчислимо значення у прихованому шарі мережі:

$$K(x_i, x_j) = e^{-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}}, \sigma = 1$$

a. $K(x, t_1) = e^{-\frac{((1-0)^2 + (2-0)^2)}{2}} = e^{-2.5} = 0.082$

b. $K(x, t_2) = e^{-\frac{((1-1)^2 + (2-1)^2)}{2}} = e^{-0.5} = 0.6$

2. $y = 1 \cdot 0.082 + 0.5 \cdot 0.6 + 2 = 2.382$

3. Оскільки більше 0, тому об'єкт належить першому класу.

ЗАВДАННЯ 2

Задано навчальну вибірку: 1-й клас: $(-2, -2), (1, 1)$; 2-й клас: $(-2, 1), (1, -2)$.

Визначити нелінійне перетворення векторів-ознак навчальних прикладів так, щоб їх можна було розділити прямою.

Розв'язання

Класи об'єктів нелінійно розділяються і потрібно побудувати поверхню, що розділяє. В окремі випадки лінійна роздільність образів забезпечується лише нелінійною освітою без підвищення розмірності прихованого простору. Визначимо нелінійне перетворення прикладів навчальної вибірки за допомогою двох радіальних базисних функцій $\varphi_1(x) = e^{-\|x-t_1\|^2}$, $\varphi_2(x) = e^{-\|x-t_2\|^2}$.

$t_1(1,1) - \text{center } \varphi_1(x)$	$t_2(-2,-2) - \text{center } \varphi_2(x)$
$\varphi_1(1,1) = e^{-((1-1)^2 + (1-1)^2)} = 1$	$\varphi_2(1,1) = e^{-((1+2)^2 + (1+2)^2)} = 0$
$\varphi_1(-2,-2) = e^{-((-2-1)^2 + (-2-1)^2)} = 0$	$\varphi_2(-2,-2) = e^{-((-2+2)^2 + (-2+2)^2)} = 1$
$\varphi_1(-2,1) = e^{-((-2-1)^2 + (1-1)^2)} = 0.0001$	$\varphi_2(-2,1) = e^{-((-2+2)^2 + (1+2)^2)} = 0.05$
$\varphi_1(1,-2) = e^{-((1-1)^2 + (-2-1)^2)} = 0.0001$	$\varphi_2(1,-2) = e^{-((1+2)^2 + (-2+2)^2)} = 0.05$
$\omega_1\varphi_1 + \omega_2\varphi_2 = 0$	
$\begin{pmatrix} -2 \\ -2 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}$
$\begin{pmatrix} -2 \\ 1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 0.0001 \\ 0.05 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 \\ -2 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 0.0001 \\ 0.05 \end{pmatrix}$

Тоді для побудови розділяючої поверхні можна застосувати одношаровий персептрон. Код програми:

```
import numpy as np
```

```
class Perceptron():
    def __init__(self, num_features = 2):
        self.num_features = num_features
        self.weights = np.zeros((num_features, 1), dtype=float)
        self.bias = np.zeros(1, dtype=np.float)

    def forward(self, x):
        linear = np.dot(x, self.weights) + self.bias
```

```

        predictions = np.where(linear > 0, 1, 0)
        return predictions

    def backward(self, x, y):
        predictions = self.forward(x)
        errors = y - predictions
        return errors

    def train(self, x, y, epochs=1000):
        for e in range(epochs):
            for i in range(y.shape[0]):
                errors = self.backward(x[i].reshape(1, self.num_features),
y[i]).reshape(-1)
                self.weights += (errors * x[i]).reshape(self.num_features, 1)
                self.bias += errors

    def evaluate(self, x, y):
        predictions = self.forward(x).reshape(-1)
        accuracy = np.sum(predictions == y) / y.shape[0]
        return accuracy

```

Параметри моделі: $\omega_1 = -0.57, \omega_2 = -1, b = 0.5$.

Площина: $-0.57x_1 - x_2 + 0.5 = 0$

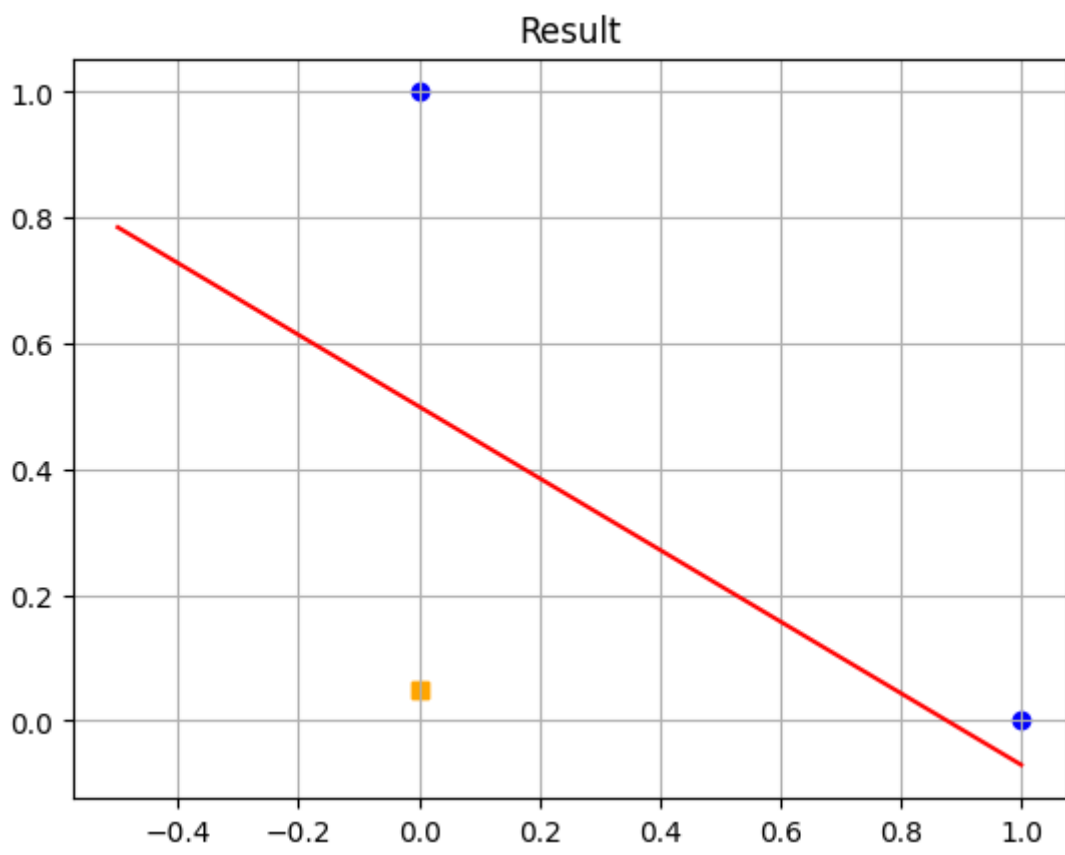
Код графіка:

```

import matplotlib.pyplot as plt

x_min, x_max = -0.5, 1
x = np.linspace(x_min, x_max)
y = np.array([-0.57*temp+0.5 for temp in x])
plt.plot(x, y, color='red')
plt.scatter(X_train[y_train == 0, 0], X_train[y_train == 0, 1], label='class
0', marker='o', color='blue')
plt.scatter(X_train[y_train == 1, 0], X_train[y_train == 1, 1], label='class
1', marker='s', color='orange')
plt.title('Result')
plt.grid()

```



ЗАВДАННЯ 3

Задано навчальну вибірку: 1-й клас: $(1,1), (0,0)$, 2-й клас: $(1,0), (0,1)$. Побудувати розділяючу поверхню у прихованому просторі ознак.

Розв'язання

Класи об'єктів нелінійно розділяються і потрібно побудувати поверхню, що розділяє. В окремі випадки лінійна роздільність образів забезпечується лише нелінійною освітою без підвищення розмірності прихованого простору. Визначимо нелінійне перетворення прикладів навчальної вибірки за допомогою двох радіальних базисних функцій $\varphi_1(x) = e^{(\|x-t_1\|^2)}$, $\varphi_2(x) = e^{(\|x-t_2\|^2)}$.

$t_1(1,1) - \text{center } \varphi_1(x)$	$t_2(0,0) - \text{center } \varphi_2(x)$
$\varphi_1(1,1) = e^{(-(1-1)^2 + (1-1)^2)} = 1$	$\varphi_2(1,1) = e^{(-(1-0)^2 + (1-0)^2)} = 0.135$
$\varphi_1(0,0) = e^{(-(0-1)^2 + (0-1)^2)} = 0.125$	$\varphi_2(0,0) = e^{(-(0-0)^2 + (0-0)^2)} = 1$
$\varphi_1(0,1) = e^{(-(0-1)^2 + (1-1)^2)} = 0.367$	$\varphi_2(0,1) = e^{(-(0-0)^2 + (1-0)^2)} = 0.367$
$\varphi_1(1,0) = e^{(-(1-1)^2 + (0-1)^2)} = 0.367$	$\varphi_2(1,0) = e^{(-(1-0)^2 + (0-0)^2)} = 0.367$
$\omega_1\varphi_1 + \omega_2\varphi_2 = 0$	
$\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 0.135 \\ 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 1 \\ 0.135 \end{pmatrix}$
$\begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 0.367 \\ 0.367 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} 0.367 \\ 0.367 \end{pmatrix}$

Тоді для побудови розділяючої поверхні можна застосувати одношаровий перцептрон. Код програми:

```
import numpy as np
```

```
class Perceptron():
    def __init__(self, num_features = 2):
        self.num_features = num_features
        self.weights = np.zeros((num_features, 1), dtype=float)
        self.bias = np.zeros(1, dtype=np.float)

    def forward(self, x):
        linear = np.dot(x, self.weights) + self.bias
        predictions = np.where(linear > 0, 1, 0)
        return predictions
```

```

def backward(self, x, y):
    predictions = self.forward(x)
    errors = y - predictions
    return errors

def train(self, x, y, epochs=1000):
    for e in range(epochs):
        for i in range(y.shape[0]):
            errors = self.backward(x[i].reshape(1, self.num_features),
y[i]).reshape(-1)
            self.weights += (errors * x[i]).reshape(self.num_features, 1)
            self.bias += errors

def evaluate(self, x, y):
    predictions = self.forward(x).reshape(-1)
    accuracy = np.sum(predictions == y) / y.shape[0]
    return accuracy

```

Параметри моделі: $\omega_1 = -1.237, \omega_2 = -1.237, b = 1$

Площина: $x_2 + x_1 - 0.81 = 0$

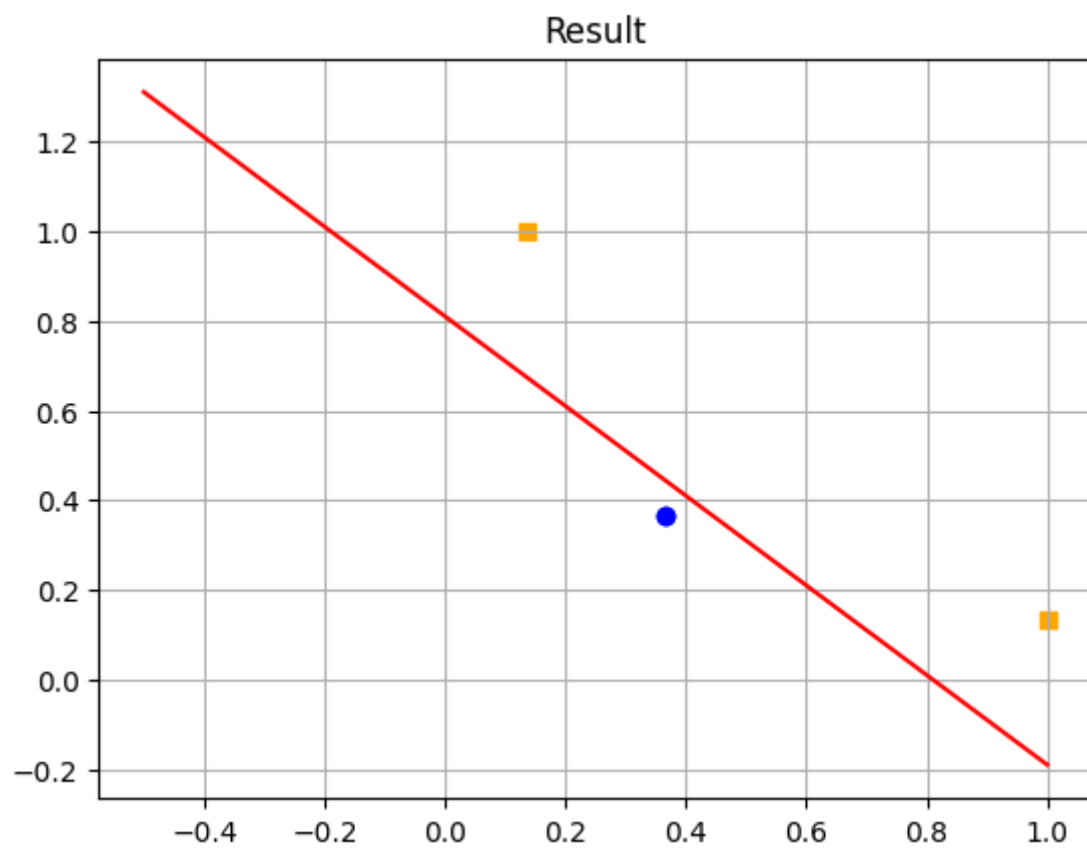
Код площини:

```

import matplotlib.pyplot as plt

x_min, x_max = -0.5, 1
x = np.linspace(x_min, x_max)
y = np.array([-1 * temp + 0.81 for temp in x])
plt.plot(x, y, color='red')
plt.scatter(X_train[y_train == 0, 0], X_train[y_train == 0, 1], label='class
0', marker='o', color='blue')
plt.scatter(X_train[y_train == 1, 0], X_train[y_train == 1, 1], label='class
1', marker='s', color='orange')
plt.title('Result')
plt.grid()

```



На вхід машини опорних векторів з трьома нейронами у прихованому шарі подали вектор ознак $x = (1, 2)$. Функція ядра – гаусівська з $\sigma = 1$. Центри функцій ядра вибрані як $(0, 0), (1, 1), (3, 4)$. Визначити вихід мережі, якщо вагові коефіцієнти задані як $\omega_1 = 1, \omega_2 = 0.5, \omega_3 = -0.5, b = 3$.

Розв'язання

1. Обчислимо значення у прихованому шарі мережі $K(x_i, x_j) = e^{-\frac{(\|x_i - x_j\|^2)}{2\sigma^2}}, \sigma = 1$:
 - a. $K(x, t_1) = e^{-\frac{((1-0)^2 + (2-0)^2)}{2}} = e^{-2.5} \approx 0.82$
 - b. $K(x, t_2) = e^{-\frac{((1-1)^2 + (2-1)^2)}{2}} = e^{-0.5} \approx 0.6$
 - c. $K(x, t_3) = e^{-\frac{((1-3)^2 + (2-4)^2)}{2}} = e^{-2.5} = 0.01$
2. $y = 1 \cdot 0.82 + 0.5 \cdot 0.6 - 0.5 \cdot 0.01 + 3 = 1.115$