

Київський національний університет  
імені Т.Шевченка

## **Звіт**

до лабораторної роботи 1  
з предмету Нейронні мережі та нейрообчислення  
«Персептрон»

*Студента четвертого курсу  
Групи ТК-42  
Факультету комп'ютерних наук  
та кібернетики  
Мальованого Дмитра*

*Київ*

*2023*

## Теорія

Перцептрон, або персе́птрон математична або комп'ютерна модель сприйняття інформації мозком (кібернетична модель мозку), запропонована Френком Розенблатом в 1957 році.

Персе́птрон являє собою елементарну частину нейронної мережі. Одиночний персе́птрон є лінійним бінарним класифікатором.

Нехай існує деяка множина (скінченна або нескінченна)  $n$ - вимірних векторів, які будемо позначати  $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$

Будемо вважати, що ця множина розбивається на два класи, які ми будемо позначати  $+1$  і  $-1$ .

Тому виникає завдання побудови функції, яка задана на множині векторів, і набуває значень у множині  $\{+1, -1\}$ .

В якості такої функції може виступати **персе́птрон**. З алгебраїчної точки зору персе́птрон складається з вектора ваг  $w = [w_1, w_2, \dots, w_n]$ .

При цьому персе́птрон працює за формулою  $y = \text{sign}[(x, w)]$ ,

де через  $(x, w)$  позначено скалярний добуток векторів.

## Алгоритм

На наборі даних  $\{(x, d)\}$ , де  $x$  - це різні вектори, а  $d$  із множини  $\{+1, -1\}$  вказує, до якого класу належить вектор. В якості векторів  $x$  взяти множину точок, що рівномірно розподілена в квадраті  $(0; 1)^n$ . Класи – множини точок, що лежать над  $(+1)$  і під  $(-1)$  діагональною гіперплощиною.

1. Зробимо початковий вектор ваг  $w$  заповнений малими числами (від  $-1$ , до  $1$ )
2. Для кожного  $(x, d)$  обчислюємо  $y = \text{sign}[(x, w)]$ ,  $N$  разів

Якщо  $y * d < 0$ , то корегуємо ваги  $w = w + a * d * x$ , де  $a$  – швидкість навчання, це число з інтервалу  $(-1, 1)$

Код алгоритму знаходиться за посиланням:

[https://github.com/DiMalovanyy/University\\_Term9/blob/main/NeurNet/Lab1/lab.py](https://github.com/DiMalovanyy/University_Term9/blob/main/NeurNet/Lab1/lab.py)

## Результати

Для початкових ваг  $[-0.66864658 \ 0.63300174 \ -0.05464877]$  отримали що 171 неправильно класифікованих об'єктів, та 29 правильних. Після 1000 кроків навчання отримали ваги  $[0.27325628 \ -0.29484886 \ 0.02887887]$  з якими всі об'єкти класифікуються коректно.