

Звіт до лабораторної роботи №2  
з дисципліни “Нейромережі та нейрообчислення”

Підготував студент групи ТК-41  
Франчук Костянтин

## **Тема**

Класифікація рукописних цифр за допомогою згорткової нейронної мережі (CNN)

## **Мета**

Спроекувати, навчити та протестувати CNN на датасеті MNIST, оцінити точність, побудувати матрицю плутанини та перевірити модель на довільних зображеннях

## **Постановка задачі**

Спроекувати архітекту та навчити згорткову нейронну мережу класифікувати рукописні цифри ( датасет MNIST) та перевірити якість її навчання на довільних зображеннях цифр. Використати різні оптимізатори, функції втрат та розрахувати матрицю плутанини

### **1. Опис архітектури нейронної мережі**

Для реалізації CNN використано бібліотеку TensorFlow (Keras):

Вхідний шар:  $28 \times 28 \times 1$  — нормалізоване зображення у відтінках сірого.

Conv2D (32 фільтри,  $3 \times 3$ , ReLU) — виявлення ознак.

MaxPooling2D ( $2 \times 2$ ) — зменшення розмірності.

Conv2D (64 фільтри,  $3 \times 3$ , ReLU) — розширене виділення ознак.

MaxPooling2D ( $2 \times 2$ ) — подальше зменшення.

Flatten — перетворення вектору ознак у плоский вигляд.

Dense (64 нейрони, ReLU) — прихований шар.

Dense (10 нейронів, Softmax) — вихідний шар для класифікації 10 цифр.

### **2. Попередня обробка даних**

1.Завантажено MNIST через `mnist.load_data()`

2.Зображення нормалізовано в діапазон  $[0, 1]$

3.Перетворено мітки в one-hot формат (to\_categorical)

4. Додано нову вимірність для CNN:  $(28,28) \rightarrow (28,28,1)$

### **3. Навчання**

Навчання здійснено з оптимізатором Adam та функцією втрат Categorical Crossentropy

Кількість епох: 3

Розмір пакета: 128

Валідація: 10% від навчального набору

### **4.Використані оптимізатори та функції втрат**

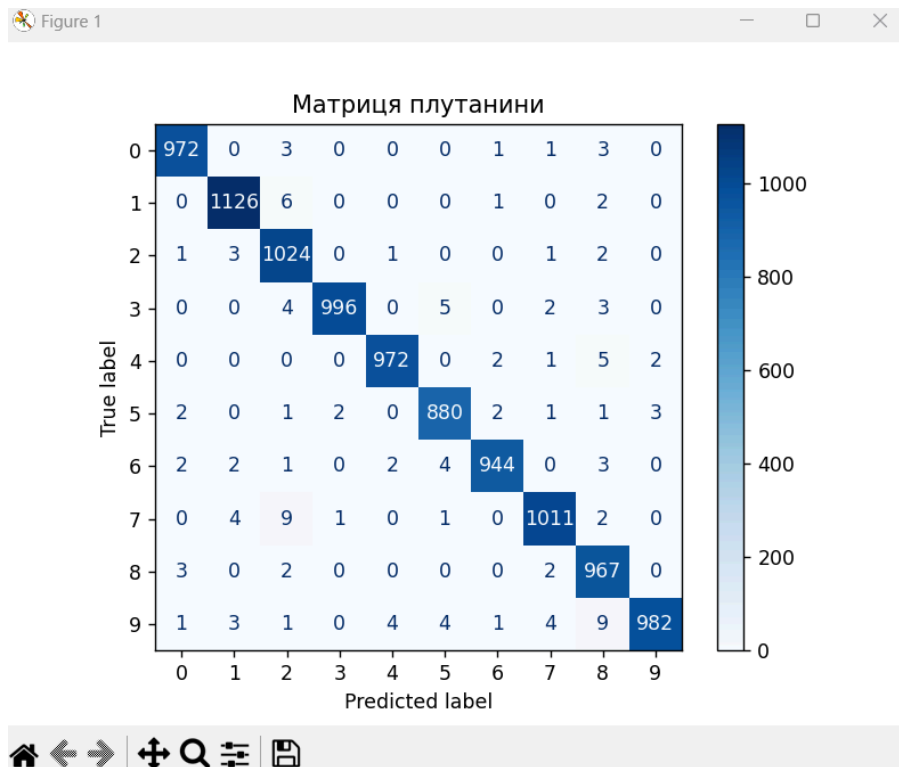
Оптимізатор: Adam (Adaptive Moment Estimation)

У цій лабораторній роботі було використано оптимізатор Adam, який на сьогодні є одним з найпоширеніших у задачах глибокого навчання. Adam — це метод стохастичної оптимізації, який поєднує переваги двох інших популярних оптимізаторів: Momentum та RMSProp. Adam автоматично змінює крок оновлення ваг на основі першого моменту (середнього значення градієнта) і другого моменту (квадрата градієнта).

Функція втрат: Categorical Crossentropy

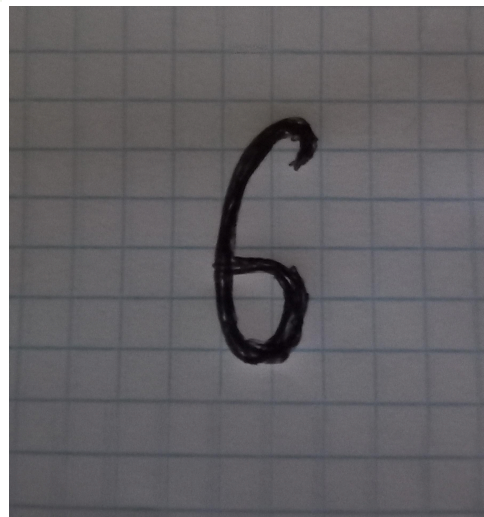
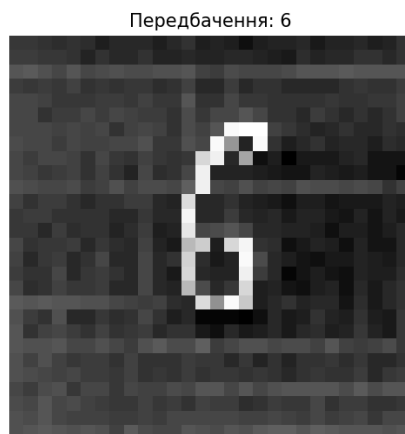
Для навчання нейронної мережі було використано функцію втрат Categorical Crossentropy, яка є стандартом для багатокласових задач класифікації. Ця функція обчислює розбіжність між реальними мітками у форматі one-hot і виходами моделі (ймовірностями класів), які подаються через шар softmax.

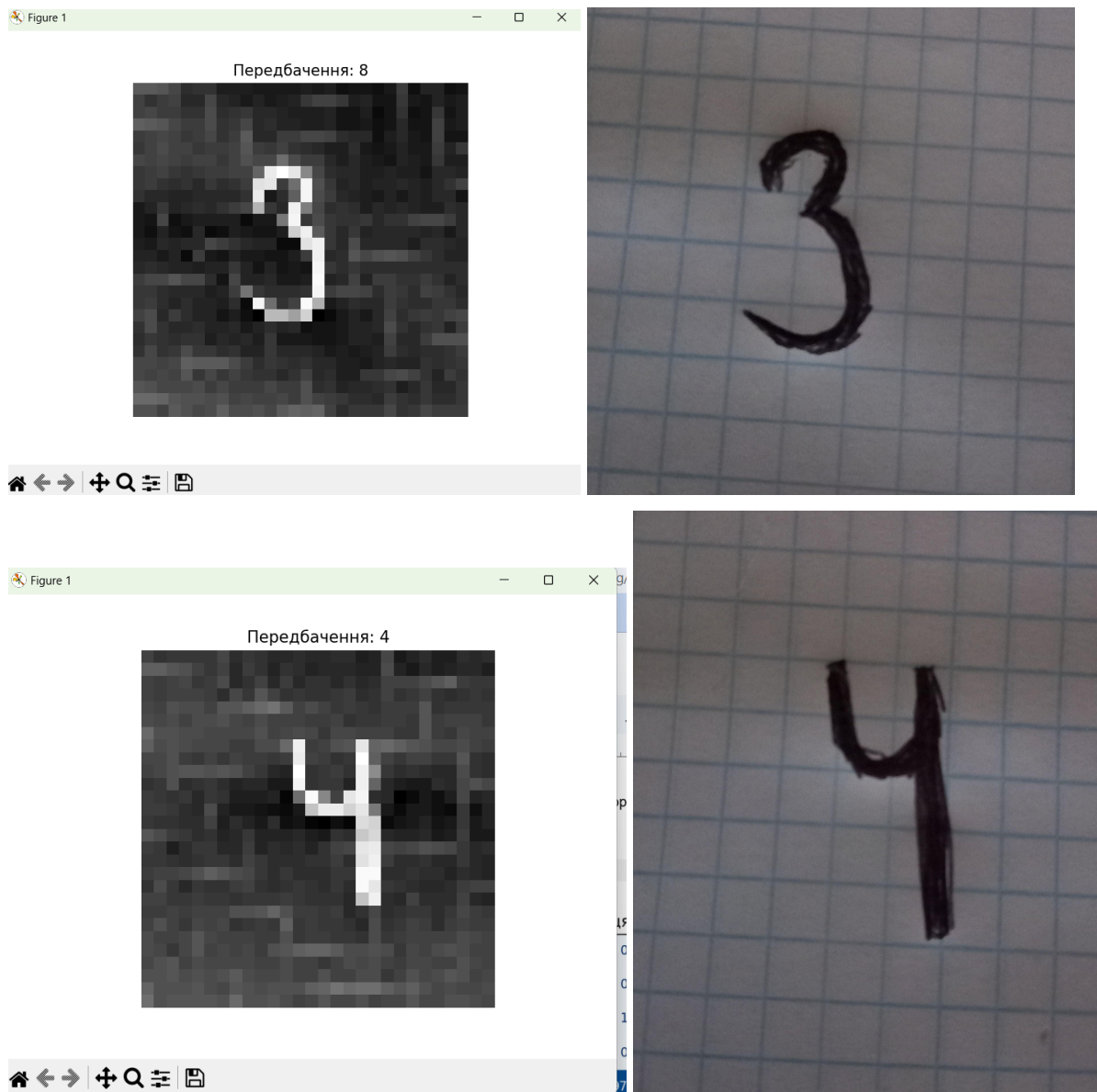
## 5. Матриця плутанини



## 6. Результати на довільних даних

Figure 1





З результатів видно, що для більш точного визначення цифри потрібно ширші лінії, але в цілому програма в більшості випадків правильно їх розпізнає.

## Висновок

У результаті виконання лабораторної роботи було успішно реалізовано повний цикл розв'язання задачі класифікації рукописних цифр за допомогою згорткової нейронної мережі. Розроблена модель демонструє високу точність на тестових даних, що підтверджує правильність обраної архітектури та налаштувань. Застосування оптимізатора Adam та функції втрат Categorical Crossentropy дозволило досягти стабільного та швидкого навчання мережі вже за декілька епох. Побудована матриця плутанини

дозволила оцінити характер помилок класифікації та визначити, які саме класи цифр плутаються найчастіше. Окремим етапом було додано перевірку якості моделі на довільних зображеннях, завантажених користувачем, що наближує реалізацію до реальних умов використання. Хоча якість розпізнавання ускладнюється, коли цифри мають надто тонкі лінії або поганий контраст, мережа все одно здатна правильно класифікувати більшість прикладів. Таким чином, поставлені цілі роботи були досягнуті повністю, а створене програмне забезпечення демонструє як практичну ефективність, так і гнучкість при використанні в різних умовах.