НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ «КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ ІМЕНІ ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»

Факультет прикладної математики Кафедра прикладної математики

Звіт

із лабораторної роботи із дисципліни «СИСТЕМИ ГЛИБИННОГО НАВЧАННЯ»

на тему:

Розпізнавання двовимірних кольорових об'єктів за допомогою згорткової нейронної мережі

Виконав:	Перевірив:
студент групи КМ-13	Терейковський І. А.
Онищенко В.С.	

3MICT

1	Mea	га роботи	3
2	Teo	рія	4
3	Код	програми	5
	3.1	Код навчання нейронної мережі	5
	3.2	Код розпізнавання об'єктів	8
4	Резу	ультати	10
	4.1	Точність моделі	10
	4.2	Скріншот результату	10
5	Вис	новки	12

1. Мета роботи

Навчитися створювати та застосовувати згорткову нейронну мережу для розпізнавання двовимірних кольорових об'єктів з використанням набору даних CIFAR-10.

2. Теорія

Згорткова нейронна мережа (CNN) — це тип глибокої нейронної мережі, який використовується для обробки структурованих даних, таких як зображення. Основні компоненти CNN:

- Згорткові шари (Conv2D): визначають просторові характеристики об'єктів на зображеннях.
- **Шари пулінгу (MaxPooling2D):** зменшують розмірність даних, зберігаючи суттєву інформацію.
- **Dropout:** запобігає перенавчанню моделі шляхом випадкового обнулення нейронів.
- Щільно з'єднані шари (Dense): виконують класифікацію після обробки даних згортковими шарами.

3. Код програми

3.1. Код навчання нейронної мережі

```
import numpy as np
  from keras.datasets import cifar10
  from keras.models import Sequential
  from keras.layers import Dense, Flatten, Dropout, Conv2D, MaxPooling2D
  from tensorflow.keras.utils import to categorical
  from keras.optimizers import SGD
  # Встановлення фіксованого значення для генератора випадкових чисел
  np.random.seed(42)
  # Завантаження даних
11
   (X_train, y_train), (X_test, y_test) = cifar10.load_data()
13
  # Параметри моделі
batch size = 32
nb classes = 10
nb = 25
  img rows, img cols = 32, 32
  img channels = 3
20
  # Нормалізація даних
  X_train = X_train.astype('float32') / 255
  X_test = X_test.astype('float32') / 255
  # Перетворення міток у формат one-hot
  Y train = to categorical(y train, nb classes)
  Y test = to categorical(y test, nb classes)
  # Створення моделі
  model = Sequential()
30
31
  # Додавання шарів згорткової нейромережі
  model.add(Conv2D(32, (3, 3), padding='same', activation='relu',
```

```
input shape=(img rows, img_cols, img_channels)))
34
  model.add(Conv2D(32, (3, 3), padding='same', activation='relu'))
35
  model.add(MaxPooling2D(pool size=(2, 2)))
  model.add(Dropout(0.25))
38
  model.add(Conv2D(64, (3, 3), padding='same', activation='relu'))
  model.add(Conv2D(64, (3, 3), activation='relu'))
40
  model.add(MaxPooling2D(pool size=(2, 2)))
  model.add(Dropout(0.25))
42
43
  model.add(Flatten())
  model.add(Dense(512, activation='relu'))
  model.add(Dropout(0.5))
46
  model.add(Dense(nb classes, activation='softmax'))
  # Компіляція моделі
  sqd = SGD(learning rate=0.01, decay=1e-6, momentum=0.9, nesterov=True)
  model.compile(loss='categorical crossentropy', optimizer=sgd, metrics=['accuracy'])
52
  # Навчання моделі
  model.fit(X train, Y train, batch size=batch size, epochs=nb epoch,
             validation split=0.1, shuffle=True, verbose=2)
55
56
  # Оцінка на тестових даних
  scores = model.evaluate(X_test, Y_test, verbose=0)
  print(f"Accuracy on test data: {scores[1] * 100:.2f}%")
60
  # Збереження моделі
  model.save('my model.h5')
```

Пояснення:

- Імпорт бібліотек забезпечує доступ до інструментів для роботи з нейронними мережами.
- Нормалізація даних масштабує значення пікселів у діапазон [0, 1].
- Згорткові шари аналізують характеристики зображень.

- Dropout мінімізує ризик перенавчання.
- 'model.fit' навчає модель на основі тренувального набору.

3.2. Код розпізнавання об'єктів

```
import numpy as np
  from keras.models import load model
  from keras.datasets import cifar10
  import matplotlib.pyplot as plt
  # Завантаження моделі
  model = load model('my model.h5')
  # Завантаження даних для перевірки
  (_, _), (X_test, y_test) = cifar10.load_data()
  # Нормалізація даних
  X test = X test.astype('float32') / 255
14
  # Словник класів CIFAR-10
15
  class_labels = ['Airplane', 'Automobile', 'Bird', 'Cat', 'Deer',
                   'Dog', 'Frog', 'Horse', 'Ship', 'Truck']
17
18
  # Вибір випадкового зображення для тесту
  idx = np.random.randint(0, X test.shape[0])
  test image = X test[idx]
  test label = y test[idx][0]
  # Підготовка зображення для моделі
  test image input = np.expand dims(test image, axis=0)
26
  # Прогноз моделі
  predictions = model.predict(test image input)
  predicted class = np.argmax(predictions)
30
  # Вивід результатів
31
  print(f"True class: {class labels[test label]}")
  print(f"Predicted class: {class labels[predicted class]}")
34
  # Вивід зображення
  plt.imshow(test image)
```

Пояснення:

- Завантажується збережена модель ('my_model.h5').
- Випадково обирається зображення для тестування.
- 'model.predict' визначає ймовірності класів, а 'np.argmax' визначає клас з найвищою ймовірністю.

4. Результати

4.1. Точність моделі

Точність моделі на тестових даних становить **75.60%**. Це свідчить про високу якість навчання моделі на наборі даних CIFAR-10.

4.2. Скріншот результату

На рисунку 4.2.1 представлено зображення, що демонструє результат розпізнавання моделі. Модель правильно визначила об'єкт як **Truck**.

True class: Truck Predicted class: Truck

True: Truck, Predicted: Truck

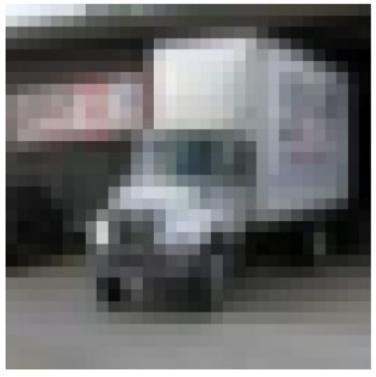


Рисунок 4.2.1 – Результат розпізнавання зображення.

Опис скріншота: Зображення представляє вантажівку з набору CIFAR-10.

Наша модель правильно визначила об'єкт як вантажівку (**Truck**). Підпис до зображення відображає фактичний і передбачений клас, що підтверджує успішність роботи нейронної мережі.

5. Висновки

У ході виконання роботи було:

- Розроблено згорткову нейронну мережу для класифікації зображень.
- Проведено навчання моделі на наборі даних CIFAR-10 із точністю 75.60% на тестовій вибірці.
- Візуалізовано результат роботи моделі на прикладі зображення вантажівки.

Модель демонструє ефективність у задачах класифікації зображень. Надалі можна покращити результати за рахунок збільшення кількості епох, модифікації архітектури або використання складніших підходів для попередньої обробки даних.