Звіт до лабораторної роботи №4

Дисципліна: Вступ до штучного інтелекту

Тема: Нейронні мережі

Мета: Удосконалити агента-автомобіль шляхом додавання системи контролю

швидкості на основі згорткової нейронної мережі та отримати навички

класифікації зображень.

Постановка завдання

Метою роботи є удосконалення інтелектуального агента-автомобіля, який було реалізовано в попередній лабораторній роботі. Зокрема, потрібно додати систему контролю швидкості, що використовує згорткову нейронну мережу (CNN) для розпізнавання дорожніх знаків обмеження швидкості. Знаки представлені у вигляді зображень цифр (2–9) з набору MNIST, де кожна цифра відповідає обмеженню швидкості від 20 до 90 км/год.

Завдання роботи:

- Отримати базові навички роботи з нейронними мережами.
- Реалізувати класифікацію зображень з набору MNIST за допомогою CNN.
- Інтегрувати модель розпізнавання в агента для визначення допустимої швидкості руху.

Програмна реалізація

1. Підготовка даних:

- Завантажено датасет MNIST та відфільтровано зображення з цифрами від 2 до 9.
- Проведено нормалізацію пікселів та додано канали для роботи з CNN.
- Виконано one-hot encoding міток для 8 класів (2–9).

2. Створення моделі CNN:

Модель складається з трьох згорткових шарів:

- Conv2D(32, 3x3) + MaxPooling(2x2)
- Conv2D(64, 3x3) + MaxPooling(2x2)
- Conv2D(64, 3x3)

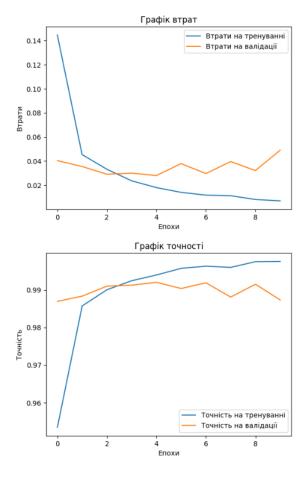
Далі йде Flatten, один прихований Dense(64), та вихідний Dense(8) з softmax-активацією.

3. Навчання моделі:

- Використано оптимізатор Adam та функцію втрат categorical_crossentropy.
- Кількість епох: 10

4. Графіки результатів:

- Побудовано графік втрат (loss) для train/val.
- Побудовано графік точності (accuracy) для train/val.

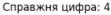


5. Збереження та завантаження моделі:

• Модель збережена у форматі .keras.

6. Інтеграція в агента:

```
# 🧶 Тест розпізнавання рандомної цифри
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
# Випадковий індекс із тестового набору
random_idx = np.random.randint(0, x_test_filtered.shape[0])
# Вибір зображення та справжньої мітки
random_image = x_test_filtered[random_idx]
true_label = np.argmax(y_test_filtered[random_idx]) + 2
# Виведення зображення
plt.imshow(random_image.squeeze(), cmap='gray')
plt.title(f"Справжня цифра: {true_label}")
plt.axis('off')
plt.show()
# Розширення розмірності для подачі в модель (batch_size = 1)
image_for_prediction = np.expand_dims(random_image, axis=0)
# Прогноз. Результат розпізнавання
prediction = loaded_model.predict(image_for_prediction)
predicted_label = np.argmax(prediction) + 2
print(f"Розпізнано цифру: {predicted_label}")
```



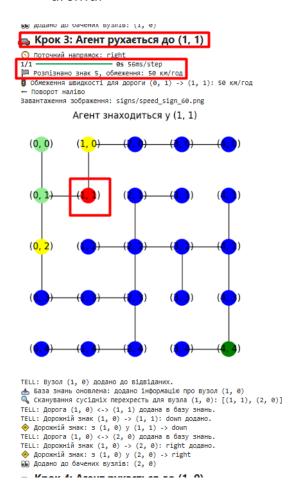


- Модель використовується для розпізнавання знаків при кожному русі агента по графу.
- Згенеровані зображення знаків відповідають випадковим обмеженням на дорогах.
- Агент отримує зображення перед переміщенням, розпізнає цифру та визначає швидкість.
- Весь шлях агента візуалізується, включаючи обрані обмеження швидкості.

Отримані результати

• Модель досягла точності близько 98.8% на валідації.

- Графік втрат демонструє хороше зниження втрат без переобучення.
- Агент успішно інтегрує модель розпізнавання в логіку свого руху.
- Розпізнавання працює коректно: цифра → швидкість → вплив на рішення агента.





Вирішені проблеми та тести

- Повторне проходження тієї самої дороги: якщо агент проходить по тій самій дорозі ще раз, розпізнана цифра не змінюється знак фіксується при першому проходженні.
- Різні швидкості в обидві сторони: реалізовано підтримку напрямків одна і та сама дорога в напрямках А→В та В→А може мати різні знаки і відповідно різну швидкість.
- Захист від самозаміни: значення швидкості, прив'язані до дороги, не перезаписуються при повторному русі.

Висновки

У ході лабораторної роботи було реалізовано згорткову нейронну мережу для класифікації зображень цифр 2–9 з датасету MNIST. Модель було успішно інтегровано в агента, який при кожному переміщенні отримує обмеження швидкості з відповідного знаку. Агент використовує цю інформацію для руху по графу з урахуванням правил дорожнього руху.