Міністерство освіти і науки України Національ «КПІ» імені Ігоря Сікорського Кафедра інформа			
ЗВІТ з лабораторної роботи №6 з навчальної ди Science»	ісципліни «Вступ до технології Data		
Тема: РЕАЛІЗАЦІЯ ШТУЧНИ	ІХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ		
(Artificial Neural Networks)			
	Виконав Студент 3 курсу кафедри ІПІ ФІОТ, Навчальної групи ІП-12 Васильєв Є.К.		
	<b>Перевірив</b> Професор кафедри ОТ ФІОТ Писарчук О.О.		

- **I. Мета:** Виявити дослідити та узагальнити особливості підготовки різних типів даних, синтезу, навчання та застосування штучних нейронних мереж (Artificial Neural Networks).
- **II.** Завдання: Класифікувати та ідентифікувати об'єкти в обраному відеопотоці з використанням технологій штучних нейронних мереж. Об'єкти, що підлягають ідентифікації та кокретику відеопотоку обрати самостійно, наприклад як вихідні дані лабораторної робіти із машинного навчання (обробка цифрових зображень).

## III. Результати виконання лабораторної роботи.

### 3.1. Синтезована математична модель;

Для виконання поставленого завдання було обрано YOLOv8 - найсучаснішу модель виявлення об'єктів у реальному часі та сегментації зображень, розроблена компанією Ultralytics. Це остання ітерація популярного сімейства моделей YOLO (You Only Look Once), що відзначилась своїми швидкими і точними можливостями виявлення об'єктів. Ключові особливості YOLOv8:

Покращена точність: YOLOv8 досягає значного покращення точності виявлення об'єктів у порівнянні з попередніми версіями YOLO. Це пов'язано з кількома факторами, включаючи використання нової магістральної архітектури під назвою Cross Stage Partial Connections (CSPDarknet53) та впровадження Path Aggregation Network (PAN) для злиття ознак.

Підвищена швидкість: YOLOv8 підтримує продуктивність моделей YOLO в реальному часі, досягаючи при цьому вищої точності. Це стало можливим завдяки оптимізації архітектури моделі та процесу навчання.

Універсальність: YOLOv8 розширює свої можливості за межі виявлення об'єктів, включаючи сегментацію зображення та оцінку пози. Він також підтримує навчання з перенесенням, що дозволяє користувачам тонко налаштовувати модель для конкретних завдань і наборів даних.

Загалом, YOLOv8 є значним досягненням у галузі виявлення об'єктів у реальному часі та сегментації зображень. Підвищена точність, швидкість і універсальність роблять його потужним інструментом для широкого спектру застосувань.

## 3.2. Результати архітектурного проектування та їх опис;

YOLOv8 пропонує п'ять різних за розмірами моделей, кожна з яких має компроміс між точністю та швидкістю. Більші моделі, як правило, точніші, але повільніші, тоді як менші моделі швидші, але менш точні. Вибір конкретного розміру моделі залежить від конкретного застосування та вимог. Нижче наведено таблицю з п'ятьма типорозмірами моделей та їхніми ключовими характеристиками:

Model	Input size (pixels)	mAP 50-95	params (M)	FLOPS (B)
YOLOv8n	640	37.3	3.2	8.7
YOLOv8s	640	44.9	11.2	28.6
YOLOv8m	640	50.2	25.9	78.9
YOLOv8I	640	52.9	43.7	165.2
YOLOv8x	640	53.9	68.2	257.8

Як бачимо, mAP (середня точність на COCO датасеті) зростає зі збільшенням розміру моделі, однак кількість параметрів (рагаms) і операцій з плаваючою комою в секунду (FLOPS) також зростає, а це означає, що модель буде повільнішою.

В рамках лабораторної роботи між собою буде порівняно три моделі: YOLOv8n (nano), YOLOv8m (medium), і YOLOv8x (xtra large), а також швидкість їх роботи з використання процесора (i5 9400f 6 ядр, 6 потоків) та відеоадаптера (nvidia gtx 1660).

## 3.3. Опис структури проекту програми;



Рис.1. Блок схему алгоритму програми

# 3.4. Результати роботи програми відповідно до завдання (допускається у формі скриншотів);



YOLOv8n YOLOv8m



YOLOv8x

YOLOv8n - segmentation



SSD MobileNetV2 (Mediapipe)

EfficientDet Lite2 (Mediapipe)

3.5. Програмний код, що забезпечує отримання результату (допускається у формі скриншотів).

```
import torch
from ultralytics import YOLO
nano_model = YOLO('yolov8n.pt')
medium_model = YOLO('yolov8m.pt')
xtra_model = YOLO('yolov8x.pt')
segmentation_model = YOLO('yolov8x-seg.pt')
torch.cuda.set_device(0)
VIDEO_FILE = r"C:/Users/egory/PycharmProjects/pythonProject/Data science/Lab5/street.mp4"
def obj_detection_video(path, model):
    cap = cv2.VideoCapture(path)
    fps = cap.get(cv2.CAP_PROP_FPS)
    frame_width = int(cap.get(3))
    frame_height = int(cap.get(4))
    size = (frame_width, frame_height)
    result = cv2.VideoWriter('result.avi', cv2.VideoWriter_fourcc(*'MJPG'), fps, size)
    start = time.time()
    while cap.isOpened():
       success, frame = cap.read()
```

```
annotated_frame = results[0].plot()
            # Display the annotated frame
            result.write(annotated_frame)
            cv2.imshow( winname: "YOLOv8 Tracking", annotated_frame)
            if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord("q"):
                break
           break
    end = time.time()
    print(f"Total taken {end - start} seconds")
    result.release()
   cap.release()
    cv2.destroyAllWindows()
print('Choose desired model:')
print('1 - Nano')
print('2 - Medium')
print('3 - Xtra Large')
mode = int(input('Mode:'))
if mode == 1:
    obj_detection_video(VIDEO_FILE, nano_model)
if mode == 2:
    obj_detection_video(VIDEO_FILE, medium_model)
if mode == 3:
    obj_detection_video(VIDEO_FILE, xtra_model)
if mode == 4:
    obj_detection_video(VIDEO_FILE, segmentation_model)
```

#### IV. Висновки.

В ході лабораторної роботи було розроблено програмний скрипт, що реалізує класифікацію та ідентифікацію об'єктів у відеопотоці використовуючи YOLOv8. Також було порівняно три різні за розміром моделі та згадано моделі Mediapipe від Google з попередньої лабораторної роботи.

Усі три моделі показали гарні результати, та як і було очікувано, підтвердилась теорія про прямо пропорційну залежність між розміром моделі та якістю розпізнавання об'єктів, а також рівнем її впевненості у результаті.

Якщо порівнювати моделі з аналогічними від Google, то я б сказав, що моделі YOLO показують себе краще, це проявляється як і в меншій кількості «стрибків» меж об'єктів, так і у більшій швидкості роботи за рахунок підтримки GPU (моделі Mediapipe можуть запускатися через відеоадаптер лише на платформі Linux).

При порівнянні швидкості роботи моделей на CPU та GPU було виявлено, що розмір моделі на порядок вище негативно впливає на час виконання саме задіюючи центральний процесор.

Загалом, усі моделі YOLOv8 демонструють гарне виявлення й відстеження об'єктів у відеопотоці та показують хороше співвідношення часу і якості роботи, тому вибір оптимальної моделі необхідно робити зважаючи на доступні продуктивні можливості, особливості предметного середовища та бажаний рівень точності.

	YOLOv8n	YOLOv8m	YOLOv8x	YOLOv8n segmentation
Час СРИ, с	47	92	180	289
Час GPU, с	33	36	42	50

(Тривалість відео 4 секунди)

Виконав: Васильєв Єгор