DESIGN LABORATORY PROJECT SUBJECT: GESTURE RECOGNITION BY A NEURAL NETWORK

Authors: Jakub Guza

Adam Zielina Wojciech Możdzeń

Leader: PhD Jakub Gałka

AGH UST

Cracow (C) 2022

1. Introduction

Feasibillity Study:

Dobór odpowiednich narzędzi projektowych. Naszym językiem programowania będzie Python z użyciem biblioteki numpy do obrazowania obiektów wektorowych oraz OpenCV jako narzędzia wspierającego przechwytywanie danych obrazowych z rejestratora. Wybór takiego języka wydaje się naturalny w obliczu zagadnień przetwarzania danych multimedialnych. Alternatywa dla DSP matlab jest językiem stricte pod obliczenia i analizę matematyczna i nie dysponuje tak różnorodnymi bibliotekami jak Python, szczególnie jeśli chodzi o rozwiązania hardwarowe jak przechwytywanie kamery. Wykorzystane zostanie IDE Microsoft Visual Studio wraz z wbudowanym debuggerem stanowi bardzo mocne narzędzie programistyczne, jest bardzo popularny co ułatwi troubleshooting.W celu rozpoznawania ruchu użyjemy trackera, następnie użyjemy biblioteki keras która na podstawie naszych danych nauczy naszą sieć odpowiedniej detekcji. Przewidziane zostaną testy w różnych momentach ewaluacji co pozwoli na uniknięcie późniejszych błędów.

Testy funkcjonalne sprawdzające działanie systemu i jego funkcjonalność np. testowanie działanie kamery, sprawdzenie wyników detekcji.

Testy niefunkcjonalne teoretyczne sprawdzenie działania, analiza dokumentacji, testy wydajnościowe, testowanie działania sieci przy ograniczonej ilości danych treningowych.

SWOT:

S: dobre sposoby szukania gotowych rozwiązań:) w tych czasach jest wiele poradników do bibliotek oraz materiałów naukowych

W: słaba wiedza z sieci neuronowych / brak "normalnych" laboratoriów, potrzeba doszkalania się we własnym zakresie

O: doszkalanie się z wiedzy sieci neuronowych / computer vision, jest mocnym plusem na rynku pracy

T: nie działający kod, rozwiązaniem jest poszukiwane odpowiedzi w Internecie i innych dostępnych źródłach, komunikacja z prowadzącym lub innymi członkami zespołu

nie odbycie się spotkania z przyczyn technicznych lub prywatnych , w takim wypadku należy odrobić spotkanie w najbliższym możliwym terminie.

znajomość wszystkich rozwiązań technicznych w takim wypadku należy przeszukać datasheety i poznać dane rozwiązania lub wybrać prostszy wariant.

2. Implementation report

Projekt działa następująco:

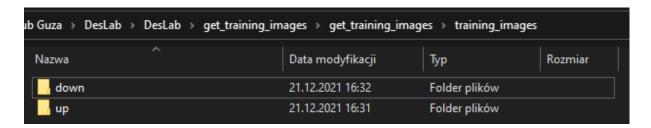
zbieramy zdjęcia z kamery poprzez skrypt w pythonie do nauki sieci neuronowej, następnie tworzymy sieć neuronową w Keras i uczymy ją zebranych przez nas zdjęć.

Przed całym procesem przygotowywujemy zdjęcia w taki sposób, że zmniejszamy je do jednego rozmiaru i zmieniamy kolory na czarno-białe.

W taki sposób nauczamy sieć neuronową, następnie w pętli głównej w głownym programie, wrzucamy klatka po klatce z kamery do sieci neuronowej, która dokonuje detekcji.

3. Testing report

- Testy pierwszego kamienia milowego: demo kodu Nov 24, 2021–Dec 8, 2021



Program poprawnie tworzy foldery we wskazanej sciezce, oraz umieszcza w nim zdjecia, dzięki którym możemy uczyć naszą sieć neuronową.

Oto test sieci neuronowej, jak widzimy mogła by działać troszeczke lepiej, skuteczność wykrywania danych to 6/8, użyłem zdjęć z internetu, by potwierdzić lepiej poprawność działania,

```
nie
  In [2]:
                                                                          tylko
           prediction = model.predict([prepare("up t.png")])
                                                                          tych
           print(CATEGORIES[int(prediction[0][0])])
           prediction3 = model.predict([prepare("up_test3.png")])
           print(CATEGORIES[int(prediction3[0][0])])
           down
           up
  In [3]:
           prediction1 = model.predict([prepare("down_t.png")])
           print(CATEGORIES[int(prediction1[0][0])])
           prediction2 = model.predict([prepare("blog-1-image.jpg")])
           print(CATEGORIES[int(prediction2[0][0])])
           prediction4 = model.predict([prepare("dd.jpg")])
           print(CATEGORIES[int(prediction4[0][0])])
           print("\nmy\n")
           prediction7 = model.predict([prepare("156.jpg")])
           print(CATEGORIES[int(prediction7[0][0])])
           prediction8 = model.predict([prepare("840.jpg")])
           print(CATEGORIES[int(prediction8[0][0])])
           prediction9 = model.predict([prepare("873.jpg")])
           print(CATEGORIES[int(prediction9[0][0])])
           down
           up
           down
           my
           down
           down
           up
wykonanych z kamery.
```

ToDo w ostatnim kamieniu milowym, zoptymalizować siec neuronową, by miała wiekszą skuteczność, na danych z "internetu", prawdopodobnie trzeba użyć większej ilości danych treningowych, lub zoptymalizować samą sieć (ilość warstw etc.).



Powyżej test wykrywania gestów realtime, jak widzimy do dopracowania jest background subtraction (dużo szumów) oraz tracker.

- Testy trzeciego kamienia milowego: Poprawa prototypu

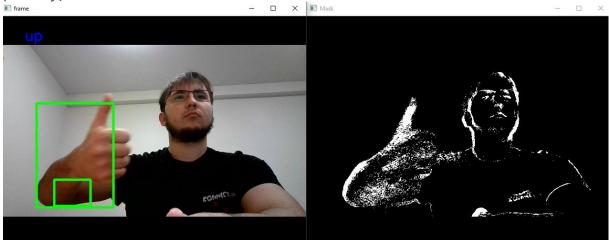
```
metrics= ['accuracy'])
   model.fit(X, y, batch_size = 40, epochs = 9, validation_split = 0.3) # batch size to ilosc podawanych próbek w jednym czasie
   0.8333
   Epoch 6/9
        0.9312
   Epoch 7/9
28/28 [====
0.9250
        Epoch 8/9
   28/28 [==
          0.9542
   Out[1]: <tensorflow.python.keras.callbacks.History at 0x2e77e52c5b0>
In [46]: model.save("upvsdown.model")
   INFO:tensorflow:Assets written to: upvsdown.model\assets
```

Powyższe zdjęcie, ukazuje jeden z ostatnich procesów nauki sieci neuronowej, niestety wnioski są nastepujące: Wykorzystywane są tylko moje zdjęcia (1 osoba, podobna sceneria, brak różnorodności barw etc.) co może powodować overfitting, sieć uczy się na podobnych danych wejściowych, przez co coraz ciężej jest jej później rozróznić obiekty. Możliwe, że w tym przypadku im więcej danych treningowych, tym gorzej. Nie udało nam się zoptymalizować sieci z Tensorboard, ponieważ nie mogliśmy tam uruchomić odpowiednich oraz ważnych opcji poglądowych takich jak: validation loss, accuracy. Ciężko było dojść do tego, co jest tego przyczyną.

```
from tensorflow.keras.callbacks import TensorBoard #anaLizowanie sieci neuronowej
import pickle
import time
tf.keras.callbacks.TensorBoard(
     log_dir='logs', update_freq='epoch',
profile_batch=0, # <-- default value is 2</pre>
#gpu_options = tf.GPUOptions(per_process_gpu_memory_fraction=0.333)
#sess = tf.Session(config=tf.ConfigProto)(gpu_option=gpu_options)
X = pickle.load(open("X.pickle", "rb"))
y = pickle.load(open("y.pickle", "rb"))
X = X/255.0 #miedzy 0 a 1
import time
dense_layers = [0, 1, 2]
layer_sizes = [32, 64, 128]
conv_layers = [1, 2, 3]
for dense_layer in dense_layers:
     for layer_size in layer_sizes:
    for conv_layer in conv_layers:
               NAME = "{}-conv-{}-nodes-{}".format(conv_layer, layer_sizes, dense_layer, int(time.time()))
               tensorboard = TensorBoard(log_dir='logs/{}'.format(NAME))
               print(NAME)
               model = Sequential()
               model.add( Conv2D(layer_size, (3,3), input_shape = X.shape[1:]) ) #warstwa "splotowa" 64? potem okno 3x3
               model.add(Activation("relu")
               model.add(MaxPooling2D(pool size=(2,2))) #2x2 rozmiar
```

Była próba stworzenia list różnych warstw i testowania ich w pętlach, czyli uczenie sieci neuronowej a potem analiza ile warstw itd. jest najoptymalniejsza dla sieci, lecz z góry zaznaczam nie udało nam się to. Jedyne dane, dla których wykresy pokazywał tensorboard, to był epoch_loss.

Udało się zaaplikować tracker EuclideanDistTracker, który otacza w prostokąt/y obiekty które się poruszają.



Powyżej test trackera, działa lepiej od poprzedniego, poprawiony został background subtraction, dużo mniej szumów.

- Testy czwartego kamienia milowego: Ostateczna wersja

W ostatecznej wersji mamy już działający tracker, zdjęcia powyżej. Dodana jest też funkcjonalnosc przyciszania/pogłaśniania dźwięku w systemie Windows dzięki bibliotece pyautogui.