Sprawozdanie

Komunikacja Człowiek–Komputer

Marek Kamiński, 136732 Grzegorz Bryk, 136686

Klasyfikator wybranych środków transportu przedstawionych na zdjęciach oparty o sieć neuronową

Spis treści

2.1.1 Macierze błędów	1 Wstęp	3
1.2 Obrany temat	1.1 Cele ćwiczenia	3
1.3 Sposób realizacji		
1.3.1 Wykorzystane narzędzia	1.3 Sposób realizacji	3
1.3.2 Zarys implementacji 3 1.3.3 Wykorzystany zbiór danych 4 1.4 Sposób oceny skuteczności 4 2 Realizacja 4 2.1 Wyniki 5 2.1.1 Macierze błędów 5 2.1.2 Wykresy przebiegu treningu 6 3 Wnioski 8	1.3.1 Wykorzystane narzedzia	3
1.3.3 Wykorzystany zbiór danych 4 1.4 Sposób oceny skuteczności 4 2 Realizacja 4 2.1 Wyniki 5 2.1.1 Macierze błędów 5 2.1.2 Wykresy przebiegu treningu 6 3 Wnioski 8	1.3.2 Zarys implementacji	3
1.4 Sposób oceny skuteczności 4 2 Realizacja 4 2.1 Wyniki 5 2.1.1 Macierze błędów 5 2.1.2 Wykresy przebiegu treningu 6 3 Wnioski 8	1.3.3 Wykorzystany zbiór danych	4
2 Realizacja	1.4 Sposób oceny skuteczności	4
2.1.1 Macierze błędów		
2.1.1 Macierze błędów	2.1 Wyniki	5
2.1.2 Wykresy przebiegu treningu	2.1.1 Macierze błedów	5
3 Wnioski8	2.1.2 Wykresy przebiegu treningu.	6
	3 Wnioski.	8
	3.1 Popełnione błędy	
3.2 Wyciągnięte wnioski		

1 Wstęp

1.1 Cele ćwiczenia

Celem ćwiczenia było zdobycie i pogłębienie wiedzy o przetwarzaniu obrazów w systemach komputerowych.

1.2 Obrany temat

W ramach projektu postanowiliśmy zrealizować klasyfikator rozróżniający od siebie wybrane środki lokomocji, tj.:

- samoloty,
- · samochody,
- łodzie motorowe,
- · łodzie żaglowe,
- motocykle.

1.3 Sposób realizacji

Jako podstawę dla klasyfikatora postanowiliśmy wykorzystać sztuczną sieć neuronową.

1.3.1 Wykorzystane narzędzia

Do implementacji rozwiązania wykorzystaliśmy poniższe technologie:

- Python 3.7
- Keras
- Tensorflow z CUDA
- OpenCV

1.3.2 Zarys implementacji

Wykorzystaliśmy gotowy projekt sieci – był to zmniejszony wariant sieci VggNet16, przygotowany przez Adriana Rosebrocka. Sieć ta została przygotowana specjalnie do rozpoznawania obrazów. Ma 16 warstw, na co wskazuje nazwa. Korzysta z relatywnie małych filtrów konwolucyjnych (3x3), i daje dobre wyniki w zastosowaniach związanych z rozpoznawaniem obrazu. Wadą tej sieci jest stosunkowo długi proces uczenia.

¹ https://arxiv.org/abs/1409.1556

1.3.3 Wykorzystany zbiór danych

Do treningu powyższej sieci potrzebowaliśmy zbioru zdjęć poszczególnych pojazdów. Uzyskaliśmy je wykorzystując API serwisu Flickr. Zbiór treningowy składał się z następującej liczby obrazów podzielonych wg kategorii:

samochody: 829 zdjęć,

motocykle: 801 zdjęć,

• łodzie motorowe: 619 zdjęć,

• łodzie żaglowe: 755 zdjęć,

• samoloty: 914 zdjęć.

Wszystkie pobrane obrazy zostały przekształcone do rozmiaru 96x96 pikseli, z trzeba ośmiobitowymi kanałami koloru.

Zbiór walidacyjny składał się z od 17 do 25 obrazów z każdej kategorii.

1.4 Sposób oceny skuteczności

Za wskaźnik oceny skuteczności sieci obraliśmy liczbę poprawnie sklasyfikowanych obrazów ze zbioru walidacyjnego.

2 Realizacja

Sieć uczyliśmy 3 razy. W ten sposób powstały 3 modele: AUG1000, AUG200 i AUG100 bez podejścia. Do porównania wykorzystaliśmy też model trenowany na mniejszym zbiorze – po 100 obrazków z każdej kategorii, który nazywamy Water. Liczby w nazwach modelu AUG oznaczają liczbę epok przez którą trenowano model. W uczeniu modeli AUG wykorzystaliśmy wspomaganie uczenia poprzez rotowanie obrazków do 25° w każdą stronę na wejściu sieci.

2.1 Wyniki

2.1.1 Macierze błędów

RANKING	car	motorbike	motorboat	plane	sailboat
car	17	0	2	1	0
motorbike	0	21	0	0	0
motorboat	1	0	15	4	0
plane	0	0	0	25	0
sailboat	0	0	0	3	14

Tabela 1: Macierz błędów modelu Water, w wierszach obiekt faktycznie przedstawiony na obrazie, w kolumnach wynik klasyfikacji

Dla modelu Water wykonaliśmy macierz błędów. Okazało się, że najczęstszą pomyłką sieci jest klasyfikowanie łodzi motorowej jako samolotu. Postanowiliśmy zastosować proces uczenia wspomaganego (stąd nazwa **aug**mented), co poprawiło wyniki. Poniżej prezentujemy analogiczne macierze dla modeli AUG200 i AUG1000:

RANKING	car	motorbike	motorboat	plane	sailboat
car	20	0	0	0	0
motorbike	0	21	0	0	0
motorboat	1	0	18	0	1
plane	2	2	2	19	0
sailboat	0	0	1	0	16

Tabela 2: Macierz błędów dla AUG200

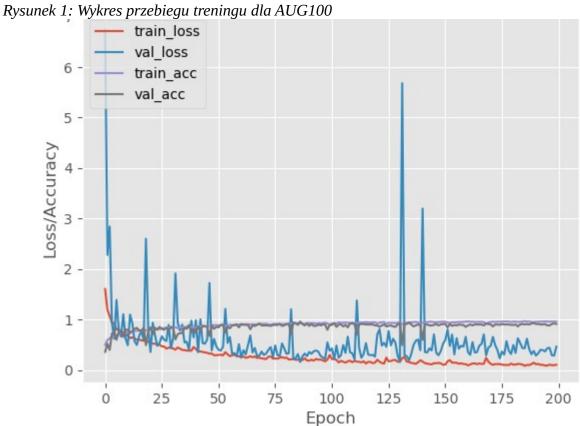
RANKING	car	motorbike	motorboat	plane	sailboat
car	19	1	0	0	0
motorbike	0	21	0	0	0
motorboat	1	0	19	0	0
plane	0	3	2	19	1
sailboat	0	0	1	0	16

Tabela 3: Macierz błędów dla AUG1000

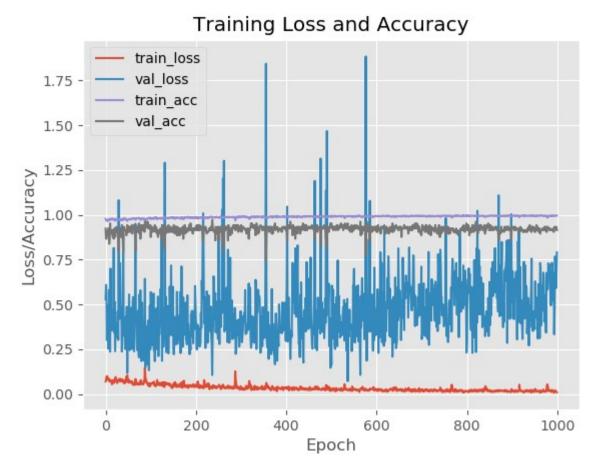
Jak widać, wyniki są zbliżone, z niewielką przewagą modelu AUG1000 nad krócej trenowanym konkurentem.

2.1.2 Wykresy przebiegu treningu





Rysunek 2: Wykres przebiegu treningu dla AUG200



Rysunek 3: Wykres przebiegu treningu dla AUG1000

3 Wnioski

3.1 Popełnione błędy

- Dobraliśmy zbyt mały zbiór walidacyjny, co uniemożliwiło dokładną i poprawną ocenę działania sieci.
- W zbiorze treningowym znalazły się zdjęcia które nie przedstawiały całości obiektów, a np. widok skrzydła z wewnątrz samolotu. To mogło zaburzyć proces uczenia się sieci.
- Zbyt późno zaimplementowaliśmy etykietowanie, co uniemożliwiło ocenę działania sieci na początkowym etapie prac.

3.2 Wyciągnięte wnioski

- Za pomocą sieci neuronowych w stosunkowo łatwy i szybki sposób można zrealizować zadanie rozpoznawania obiektów na obrazach.
- Sieci neuronowe nadają się do zastosowań w których nie jest wymagana 100-procentowa precyzja.
- Sieci neuronowe bardzo dobrze radzą sobie z typowymi przypadkami problemów do których się je aplikuje, ale przypadki brzegowe sprawiają im problemy.

4 Śmieszny obrazek na koniec:



