Bird species recognition using deep learning

Projekat iz Računarske inteligencije Matemati*cki fakultet Univerzitet u Beogradu

Valentina Tošić mi19212@alas.matf .bg.ac.rs

Maj 2024

Sadržaj

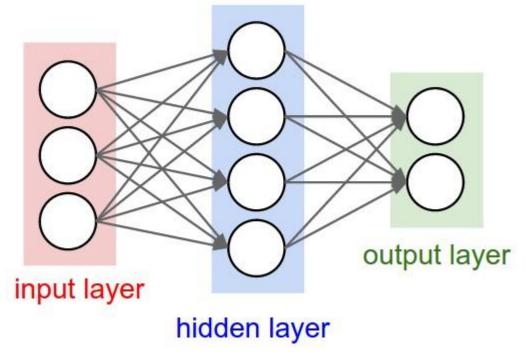
1	Uvod	3
2	Opis	4
3	Rešenje	4
	3.1 Pretprocesiranje	4
	3.2 Moj model	5
	3.3 ResNet18	7
	3.4 VGG19	9
4	Zaključak	11
5	Literatura	11

1 Uvod

Duboko učenje (eng. Deep Learning), je grana mašinskog učenja koja se sastoji od neuronske mreže sa tri ili više slojeva:

- -Ulazni sloj: podaci ulaze kroz ovaj sloj.
- -Sakriveni slojevi: obrađuju i prenose podatke na druge slojeve.
- -Izlazni sloj: krajnji rezultat se formira u izlaznom sloju.

Neuronska mreža je računarski model koji funkcioniše na sličan način kao neuroni u ljudskom mozgu. Svaki neuron uzima ulaz, izvodi neke operacije, a zatim prosledjuje izlaz sledećem neuronu.



Treniranje dubokih mereža je zahtevan proces, pri kome se koristi dosta resursa, a često je potrebna i velika količina podataka za obuku neuronske mreze. Dok jedan sloj neuronske mreže može da donese korisna, približna predviđanja i odluke, dodatni slojevi mreže pomažu da se preciziraju i optimizuju rezultati radi veće tačnosti.

2 Opis

Tema projekta je prepoznavanje ptica korišćenjem neuronskih mreža. Skup podataka je sačinjen od 100 različitih vrsta ptica. Za rešavanje problema sam koristila svoju mrežu, kao i neke već gotove arhitekture i pretrenirane mreže.

3 Rešenje

3.1 Pretprocesiranje

Pretprocesiranje je veoma bitan korak zbog transformacije slika u format pogodan za model. Podaci su podeljeni u dve kategorije, podaci za obuku i za testiranje. Podaci za obuku se koriste za učenje CNN mreže, dok se na kraju za performanse tačnosti mreže koriste podaci za testiranje, sa kojima se mreža prvi put susreće. Na slike je primenjena rotacija za 10 stepeni, na slucajan način odabrane, neke slike su horizontalno okrenute i skraćene, skaliranje slika na 80x80. Slike su učitane kao RGB(3 kanal).



3.2 Moj model

Jednostavna konvolutivna neuronska mreža (CNN) koja se sastoji iz nekoliko slojeva, i to:

-Konvolutivni slojevi: Ovi slojevi primjenjuju konvolutivne operacije na ulaznu sliku kako bi se izdvojile njene karakteristike. Prvi sloj (conv1) prima ulaz sa 3 kanala (RGB slika) i generiše 32 mape karakteristika. Drugi sloj (conv2) prima 32 mape iz prethodnog sloja i generira 64 mape.

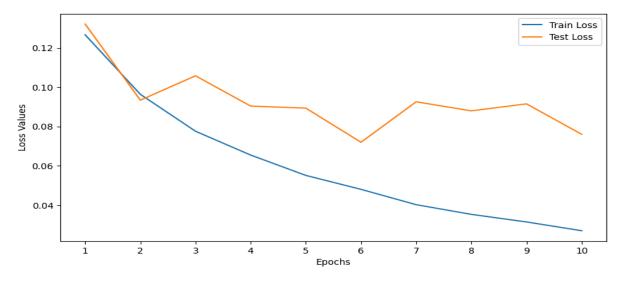
-Pooling sloj: služi za smanjenje prostornih dimenzija mapa uz zadrzavanje važnih informacija.

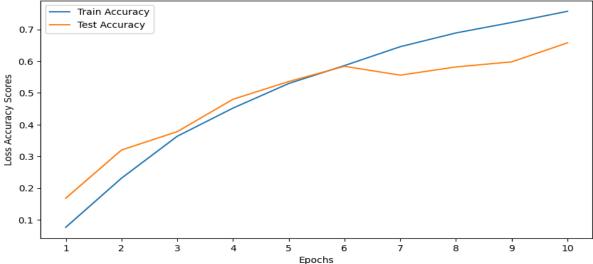
-Potpuno povezani slojevi: potpuno (gusto) povezani slojevi koji izimaju "izravnat" izlaz iz poslednjeg konvolutivnog sloja i vrše klasifikaciju.

-Flatten sloj: pravi vektor od izlaza poslenjeg konvolutivnog sloja. Za aktivacionu funkciju je korišćen ReLu, koja se primenjuje nakon svakog konvolutivnog i potpuno povezanog sloja kako bismo uveli odredjenu nelinearnost u mrežu.

```
ConvNet(
(conv1): Conv2d(3, 32, kernel_size=(5, 5), stride=(1, 1))
(pool): MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2, padding=0, dilation=1, ceil_mode=False)
(conv2): Conv2d(32, 64, kernel_size=(5, 5), stride=(1, 1))
(flatten): Flatten(start_dim=1, end_dim=-1)
(fc1): Linear(in_features=18496, out_features=1600, bias=True)
(fc2): Linear(in_features=1600, out_features=512, bias=True)
(fc3): Linear(in_features=512, out_features=100, bias=True)
```

Mreža ima ukupno 7 slojeva i 30.5 miliona parametara.





Average loss: 0.13211749839782716

Accuracy: 0.168

Average loss: 0.09340506887435913

Accuracy: 0.32

Average loss: 0.10579317617416382

Accuracy: 0.378

Average loss: 0.09038523030281066

Accuracy: 0.48

Average loss: 0.08934893298149109

Accuracy: 0.536

Average loss: 0.07199175083637238

Accuracy: 0.584

Average loss: 0.092569819688797

Accuracy: 0.556

Average loss: 0.08796060156822205

Accuracy: 0.582

Average loss: 0.09152399110794067

Accuracy: 0.598

Average loss: 0.0760469069480896

Accuracy: 0.658

3.3 ResNet18

S obzirom da ResNet radi sa slikama koje su velicine 224x224, nije bilo potrebe skalirati ih. Svaki sloj ResNet-a se sastoji od nekoliko blokova. ResNet ide dublje u mrežu povecavanjem broja operacija u okviru bloka, dok ukupan broj slojeva ostaje isti. Operacija se ovde odnosi na konvoluciju, normalizaciju serije i ReLu aktivaciju na ulazne podatke. U PyTorch implementaciji razlikujemo blokove koji uključuju dve operacije(Basic Block) i tri operacije(Bottleneck Block).

Layer Name	Output Size	ResNet-18
conv1	112 × 112 × 64	7 × 7, 64, stride 2
conv2_x	$56 \times 56 \times 64$	3×3 max pool, stride 2
		$ \left[\begin{array}{c} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{array}\right] \times 2 $
conv3_x	$28 \times 28 \times 128$	$\left[\begin{array}{c} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{array}\right] \times 2$
conv4_x	$14 \times 14 \times 256$	$\left[\begin{array}{c} 3 \times 3,256 \\ 3 \times 3,256 \end{array}\right] \times 2$
conv5_x	$7 \times 7 \times 512$	$\left[\begin{array}{c} 3 \times 3,512 \\ 3 \times 3,512 \end{array}\right] \times 2$
average pool	$1\times1\times512$	7×7 average pool
fully connected	1000	512×1000 fully connections
softmax	1000	

ResNet je već obučen model, za treniranje sam izmenila njegov poslednji potpuno povezan sloj i trenirala samo njega.

Epoch 0/4 train Loss: 0.6713 Acc: 0.8968 test Loss: 0.4694 Acc: 0.9380 Epoch 1/4 train Loss: 0.5640 Acc: 0.9089 test Loss: 0.4101 Acc: 0.9400 Epoch 2/4 ----train Loss: 0.4949 Acc: 0.9186 test Loss: 0.3682 Acc: 0.9440 Epoch 3/4 train Loss: 0.4450 Acc: 0.9237 test Loss: 0.3315 Acc: 0.9440 Epoch 4/4 ----train Loss: 0.4121 Acc: 0.9333 test Loss: 0.3290 Acc: 0.9520

ResNet je dao veoma dobre rezultate, sa tacnošću 95%. Neki od promašaja koje je imao je zbog velike sličnosti nekih vrsta prica, kao na primer:

ABBOTTS BABBLER AZARAS SPINETAIL

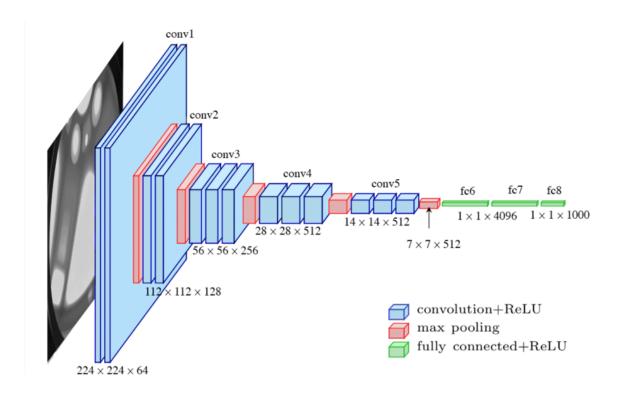




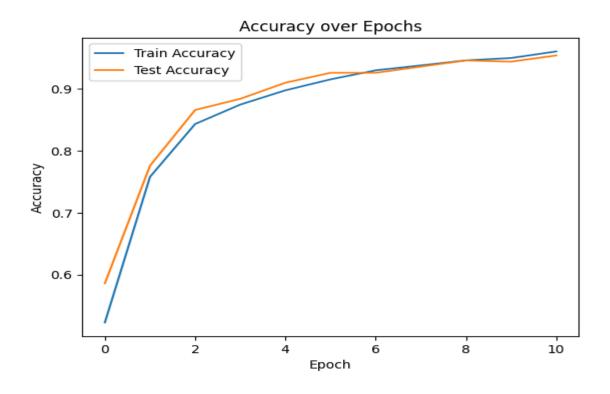


3.4 VGG19

Model konvolutivnih neuronskih mreža (CNN), sa brojnim slojevima od kojih su 19 konvolutivni slojevi i sa 70.5 miliona parametara. Na ulazu prima slike veličine 224x224. Svi skriveni slojevi u VGG mreži koriste ReLu, ima tri potpuno povezana sloja, od kojih poslednji ima 1000 kanala. Sastoji se iz blokova, gde je svaki blok sastavljen od 2DConvolution and MaxPooling slojeva.



Svi modeli su bili trenirani na platformi Google Colab, zbog velikog broja parametara i slojeva.



Epoch: 1 Step: 300 Loss: 4.1234297490119936

Test Accuracy: 0.572

Epoch: 2 Step: 600 Loss: 2.822670192718506

Test Accuracy: 0.794

Epoch: 2 Step: 900 Loss: 2.0283568759759265

Test Accuracy: 0.872

Epoch: 3 Step: 1200 Loss: 1.572364919781685

Test Accuracy: 0.896

Epoch: 4 Step: 1500 Loss: 1.327743706703186

Test Accuracy: 0.916

Epoch: 4 Step: 1800 Loss: 1.1127227675914764

Test Accuracy: 0.914

Epoch: 5 Step: 2100 Loss: 0.9873341811696689

Test Accuracy: 0.938

Epoch: 5 Step: 2400 Loss: 0.8678135692079862

Test Accuracy: 0.944

Epoch: 6 Step: 2700 Loss: 0.7655240209897359

Test Accuracy: 0.942

Epoch: 7 Step: 3000 Loss: 0.7106464616457622

Test Accuracy: 0.94

Epoch: 7 Step: 3300 Loss: 0.6383654770751794

Test Accuracy: 0.952

4 Zaključak

Na ovom skupu podataka od 100 vrsta ptica, primećen je značajan jaz u perfomansama između klasičnog modela i pretreniranih modela. Klasičan model se borio da pravilno klasifikuje slike, postigavši samo stopu tačnosti od 65%, perfomanse koje su nešto superiornije od nasumičnog pogadjanja u binarnoj klasifikaciji. Nasuprot ovom modelu, pretrenirani modeli su pokazali odlične performanse, postigavši tačnost veću od 95%. Ova veća preciznost se verovatno može prepisati unapred obučenim konvolutivnim slojevima, koji su naučeni da prepoznaju odredjene karakteristike na skupu ImageNet.

5 Literatura

- [1] Materijali sa kursa Računarska inteligencija
- [2] Deep Learning Bible 2. Classification Eng.