Realistic Image Classification

Project Report

Lutu Adrian-Catalin

Grupa 252

| Modele Utilizate: | 3 |
|-------------------------------|----|
| Arhitecturi CNN | 3 |
| Arhitecturi CNN residual | 13 |
| Optimizer si Loss Function | 14 |
| Augmentarea datelor | 14 |
| CNN6: | 15 |
| Tabele CNN6: | 15 |
| CNN10: | 16 |
| Tabele CNN10: | 17 |
| Optimizarea hiperparametrilor | |
| Numarul de epoci | 19 |
| Rata de invatare | |
| Rezultate notabile | 20 |
| Submisii | 21 |
| Matrici de confuzie | 23 |
| KNN | 24 |

Modele Utilizate:

- KNN
- CNN
- CNN residual

Arhitecturi CNN

1. CNN1

- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat de flatten
- Strat dens cu 64 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni, cu functia de activare SoftMax

2. CNN2

- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Flatten
- Strat dens cu 64 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni, cu functia de activare SoftMax

3. CNN3

- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat de flatten
- Strat dens cu 64 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni, cu functia de activare SoftMax

- Strat convolutional cu 32 de filtre 5x5, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 32 de filtre 5x5, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat de flatten

- Strat dens cu 64 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni, cu functia de activare SoftMax

- Strat convolutional cu 64 de filtre 5x5, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 64 de filtre 5x5, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat de flatten
- Strat dens cu 64 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni, cu functia de activare SoftMax

6. CNN6

- Strat convolutional cu 16 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 64 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni

7. CNN7

- Strat convolutional cu 16 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 64 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni

8. CNN8

- Strat convolutional cu 16 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 128 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni

- Strat convolutional cu 16 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2

- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 256 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni

- Strat convolutional cu 16 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 512 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni

11. CNN11

- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 128 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni

- Strat convolutional cu 16 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 128 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni

- Strat convolutional cu 16 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- o Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 512 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni

14. CNN14

- Strat convolutional cu 16 de filtre 3x3,batch normalization ,cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3,batch normalization, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3,batch normalization, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3,batch normalization, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 128 neuroni, cu functia de activare ReLU
- o Strat dens cu 3 neuroni

- Strat convolutional cu 16 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 256 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni

- Strat convolutional cu 10 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 30 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 60 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 120 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 128 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni

17. CNN17

- Strat convolutional cu 20 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 30 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 60 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 120 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de max pool de marime 2x2
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 128 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni

18. CNN18

- Strat convolutional cu 16 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de avg pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de avg pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de avg pool de marime 2x2
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat de avg pool de marime 2x2
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 128 neuroni, cu functia de activare ReLU
- Strat dens cu 3 neuroni

- Strat convolution cu 16 filtre 3x3, cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, stride de 2 ,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, stride de 2 ,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, stride de 2 ,cu functia de activare ReLU

- Strat avg pool global
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 3 neuroni

- Strat convolution cu 16 filtre 3x3,batch normalization ,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat avg pool global
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 3 neuroni

21. CNN21

- Strat convolution cu 16 filtre 5x5,batch normalization ,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 256 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat avg pool global
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- o Strat dens cu 3 neuroni

- Strat convolution cu 16 filtre 3x3,batch normalization ,cu functia de activare ReLU
- Strat convolution cu 16 filtre 3x3,batch normalization ,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU

- Strat convolutional cu 256 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 512 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat de avg pooling global
- o Dropout 0.5
- Flatten
- o Dense 3

- Strat convolution cu 16 filtre 3x3,batch normalization ,cu functia de activare ReLU
- Strat convolution cu 16 filtre 3x3,batch normalization ,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 256 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 512 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare
 Rel U
- Strat de avg pooling global
- o Dropout 0.5
- Flatten
- o Dense 3

- Strat convolution cu 32 filtre 3x3,batch normalization ,cu functia de activare ReLU
- o Strat convolution cu 32 filtre 3x3,batch normalization ,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 256 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 512 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 1024 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU

- Strat de avg pooling global
- o Dropout 0.5
- Flatten
- o Dense 3

- Strat convolution cu 16 filtre 3x3,batch normalization ,cu functia de activare ReLU
- Strat convolution cu 16 filtre 3x3,batch normalization ,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare
 Rel U
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 256 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 256 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat de avg pooling global
- o Dropout 0.5
- Flatten
- o Dense 3

- Strat convolution cu 16 filtre 3x3,batch normalization ,cu functia de activare ReLU
- Strat convolution cu 16 filtre 3x3,batch normalization ,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 256 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare
 Rel U
- Strat convolutional cu 512 de filtre 3x3,stride de 2,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat de avg pooling global
- o Dropout 0.5

- Flatten
- o Dense 3

- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare
 Rel U
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare
 Rel U
- Strat convolutional cu 32 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare
 Rel U
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 256 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 256 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU

- Strat convolutional cu 256 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat de avg pooling global
- o Dropout 0.5
- Flatten
- Strat dens cu 3 neuroni

- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare
 Rel U
- Strat convolutional cu 64 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare
 Rel U
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 128 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 256 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 256 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 512 de filtre 3x3, stride de 2 ,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu 512 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU

- Strat convolutional cu 512 de filtre 3x3,batch normalization,cu functia de activare ReLU
- Strat de avg pooling global
- o Dropout 0.5
- Flatten
- Strat dens cu 3 neuroni

Arhitecturi CNN residual

Blocul residual:

- Strat convolution cu numar specificat de filtre de marime 3x3, stride de 1 sau 2 in functie de valoarea boleana a lui pool (daca pool este True stride este 2), padding = 1, batch normalization, cu functia de activare ReLU
- Strat convolutional cu numar specificat de filtre de marime 3x3, stride de 1, padding = 1, batch normalization, cu functia de activare ReLU
- Daca proj este True atunci avem un strat convolutional cu numar specificat de filtre de marime 1x1, stride de 1 sau 2 (daca pool este True stride este 2), padding = 1, pentru a schimba numarul de canale ale inputului

1. ResNetDIY

- Bloc residual cu 32 de filtre si proj setat ca True
- Bloc residual cu 32 de filtre
- Bloc residual cu 32 de filtre
- o Bloc residual cu 64 de filtre, proj setat ca True si pool setat ca True
- Bloc residual cu 64 de filtre
- o Bloc residual cu 64 de filtre
- o Bloc residual cu 128 de filtre, proj setat ca True si pool setat ca True
- Bloc residual cu 128 de filtre
- Bloc residual cu 128 de filtre
- Bloc residual cu 256 de filtre, proj setat ca True si pool setat ca True
- Bloc residual cu 256 de filtre
- o Bloc residual cu 256 de filtre
- Strat de avg pooling global
- Strat de flatten
- Strat dens cu 3 neuroni

2. ResNetDIY2

- o Bloc residual cu 32 de filtre si proj setat ca True
- o Bloc residual cu 32 de filtre
- Bloc residual cu 32 de filtre
- Bloc residual cu 64 de filtre, proj setat ca True si pool setat ca True
- o Bloc residual cu 64 de filtre
- Bloc residual cu 64 de filtre

- Bloc residual cu 128 de filtre, proj setat ca True si pool setat ca True
- o Bloc residual cu 128 de filtre
- Bloc residual cu 128 de filtre
- o Bloc residual cu 256 de filtre, proj setat ca True si pool setat ca True
- o Bloc residual cu 256 de filtre
- Bloc residual cu 256 de filtre
- o Bloc residual cu 512 de filtre, proj setat ca True si pool setat ca True
- o Bloc residual cu 512 de filtre
- Bloc residual cu 512 de filtre
- Strat de avg pooling global
- Strat de flatten
- Strat dens cu 3 neuroni

3. ResNetDIY3

- o Bloc residual cu 32 de filtre si proj setat ca True
- Bloc residual cu 32 de filtre
- o Bloc residual cu 32 de filtre
- Bloc residual cu 64 de filtre, proj setat ca True si pool setat ca True
- o Bloc residual cu 64 de filtre
- o Bloc residual cu 64 de filtre
- Bloc residual cu 128 de filtre, proj setat ca True si pool setat ca True
- o Bloc residual cu 128 de filtre
- o Bloc residual cu 128 de filtre
- Bloc residual cu 256 de filtre, proj setat ca True si pool setat ca True
- o Bloc residual cu 256 de filtre
- Bloc residual cu 256 de filtre
- Strat de avg pooling global
- o Dropout 0.5
- Strat de flatten
- Strat dens cu 3 neuroni

Optimizer si Loss Function

Toate retelele au fost antrenate utilizand optimizer-ul Adam si functia de pierdere spare categorical crossentropy.

Augmentarea datelor

Majoritatea testelor pentru diferitele tipuri de augmentare de date au fost efectuate asupra arhitecturilor: CNN6 si CNN10. Pe acestea au fost incercate diverse augmentari, marimea setului de antrenament ajungand intre 21000 si 84000 de poze.

CNN6:

- 1. 21000 de poze
 - a. Random brightness
 - i. Schimbare de maxim 0.2
 - ii. Schimbare de maxim 0.1
 - iii. Schimbare de maxim 0.5
 - b. Random contrast
 - i. Factor de contrast intre 0.2 si 0.5
 - ii. Factor de contrast intre 0.2 si 0.4
 - c. Random Hue
 - i. Factor intre 0.2 si 0.4
- 2. 31500 de poze
 - a. Flip up down + flip left right
- 3. 42000 de poze
 - a. Rotatie de 90 de grade + Rotatie de 180 de grade + Rotatie de 270 de grade

Tabele CNN6:

Totate testele au fost efectuate antrenand pentru 5 epoci cu rata de invatare de 0.001 si un batch size de 64.

Random brightness:

| Eticheta lista\ Acuratete | Acuratete pe setul de validare | Acuratete pe setul de antrenare |
|---------------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| i | 54% | 73% |
| ii | 58% | 86% |
| iii | 53.7% | 78% |

Random Contrast:

| Eticheta lista\ Acuratete | Acuratete pe setul de validare | Acuratete pe setul de antrenare |
|---------------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| i | 53% | 66% |
| ii | 56% | 58% |

Random Hue:

| Eticheta lista\ Acuratete | Acuratete pe setul de validare | Acuratete pe setul de antrenare |
|---------------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| i | 60% | 82% |

Flip up down + Flip left right:

| Numar de epoci\ Acuratete | Acuratete pe setul de validare | Acuratete pe setul de antrenare |
|---------------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| 5 | 62.3% | 66.2% |

Rotatie de 90 de grade + Rotatie de 180 de grade + Rotatie de 270 de grade

| Numar de epoci\ Acuratete | Acuratete pe setul de validare | Acuratete pe setul de antrenare |
|---------------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| 5 | 60% | 64% |
| 10 | 65% | 70% |
| 15 | 64% | 75.9% |

CNN10:

- 1. 21000 de poze
 - a. Rotatie de 90 de grade
 - b. Rotatie de 180 de grade
 - c. Rotatie de 270 de grade
 - d. Rotatie de 90 de grade, pe care aplic Flip up down
 - e. Rotatie de 180 de grade, pe care aplic Flip up down
 - f. Rotatie de 270 de grade, pe care aplic Flip up down
- 2. 31500 de poze
 - a. Rotatie de 90 de grade + Rotatie de 180 de grade
 - b. Rotatie de 90 de grade + Rotatie de 270 de grade
 - c. Rotatie de 180 de grade + Rotatie de 270 de grade
 - d. Rotatie de 90 de grade + Rotatie de 180 de grade, pe care aplic flip up down
 - e. Rotatie de 90 de grade + Rotatie de 270 de grade, pe care aplic flip up down
 - f. Rotatie de 180 de grade + Rotatie de 270 de grade, pe care aplic flip up down
- 3. 42000 de poze
 - a. Rotatie de 90 de grade + Rotatie de 180 de grade + Rotatie de 270 de grade

- Rotatie de 90 de grade + Rotatie de 180 de grade + Rotatie de 270 de grade, pe care aplic flip up down
- 4. 63000 de poze
 - a. Rotatie de 90 de grade + Rotatie de 180 de grade + Rotatie de 270 de grade + Flip up down + Flip left right
- 5. 73500 de poze
 - Rotatie de 90 de grade + Rotatie de 180 de grade + Rotatie de 270 de grade + Flip up down + Flip left right + Rotatii de 90 de grade pe care aplic Flip up down
- 6. 84000 de poze
 - a. Rotatie de 90 de grade + Rotatie de 180 de grade + Rotatie de 270 de grade + Flip up down + Flip left right + Rotatie de 90 de grade, pe care aplic Flip up down + Rotatie de 270 de grade, pe care aplic Flip up down

Tabele CNN10:

Toate testele sunt efectuate antrenand 5 epoci, cu o rata de invatare de 0.001 si un batch size de 64.

Seturi de antrenare cu 10500 de poze(fara augmentare):

| Eticheta\ Acuratete | Acuratete pe setul de validare | Acuratete pe setul de antrenare |
|---------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| Fara augmentare | 59% | 60% |

Seturi de antrenare cu 21000 de poze:

| Eticheta\ Acuratete | Acuratete pe setul de validare | Acuratete pe setul de antrenare |
|---------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| а | 52% | 64% |
| b | 62.2% | 62.6% |
| С | 59% | 62.3% |
| d | 53% | 61% |
| е | 59% | 62% |
| f | 61% | 63% |

Seturi de antrenare cu 31500 de poze:

| Eticheta\ Acuratete | Acuratete pe setul de validare | Acuratete pe setul de antrenare |
|---------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| а | 64% | 63.2% |
| b | 63% | 64% |
| С | 62% | 64% |
| d | 60% | 65.4% |
| е | 60.8% | 64% |
| f | 64% | 64.8% |

Seturi de antrenare cu 42000 de poze:

| Eticheta\ Acuratete | Acuratete pe setul de validare | Acuratete pe setul de antrenare |
|---------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| а | 66.5% | 65.5% |
| b | 62% | 66% |

Seturi de antrenare cu 63000 de poze:

| Eticheta\ Acuratete | Acuratete pe setul de validare | Acuratete pe setul de antrenare |
|---------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| а | 67.3% | 74.6% |

Seturi de antrenare cu 73500 de poze:

| Eticheta\ Acuratete | Acuratete pe setul de validare | Acuratete pe setul de antrenare |
|---------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| а | 62.9% | 68.8% |

Seturi de antrenare cu 84000 de poze:

| Eticheta\ Acuratete | Acuratete pe setul de validare | Acuratete pe setul de antrenare |
|---------------------|--------------------------------|---------------------------------|
| а | 66.27% | 68.26% |

Astfel din aceste teste am concluzionat ca cea mai avantajoasa metoda de augmentare este adaugarea tuturor rotatiilor la unghiuri de 90 de grade, setul de antrenare ajungand la 42000 de poze. Acesta ofera cea mai mare crestere de performanta, iar diferenta dintre acuratetea pe setul de validare si acuratetea pe setul de antrenare este foarte mica. Deasemenea timpul de antrenare ramane relativ mic fata de alte seturi de antrenare mai mari, precum cel cu 84000 sau 63000 de poze, ce au avut acuratetea pe setul de validare mai mare

sau cel putin egala. Din aceste motive am decis sa continui testarea si experimentarea utilizand aceasta tehnica de augmentare.

Optimizarea hiperparametrilor

Numarul de epoci

Pentru a optimiza numarul de epoci am incercat diverse valori pentru fiecare arhitectura, considerand ca optim numarul de epoci ce a produs acuratetea maxima pe setul de validare.

Testele au fost efectuate cu o rata de invatare de 0.001 si un batch size de 64.

CNN27:

| Numar de epoci | Acuratete pe setul de validare | |
|----------------|--------------------------------|--|
| 10 | 72.3% | |
| 20 | 74.5% | |
| 25 | 75.63% | |

ResNetDIY:

| Numar de epoci | Acuratete pe setul de validare |
|----------------|--------------------------------|
| 25 | 76.63% |
| 30 | 73.80% |
| 50 | 72.27% |

ResNetDIY2:

| Numar de epoci | Acuratete pe setul de validare |
|----------------|--------------------------------|
| 25 | 71.20% |
| 30 | 65.54% |

| 50 | 73.27% |
|----|--------|
|----|--------|

Din cauza timpului de antrenare indelungat pentru retelele residuale numarul de teste nu este prea mare, astfel rezultatele sunt puternic influentate de starea initiala aleatorie.

Rata de invatare

Similar cu optimizarea numarului epoci, am incercat mai multe valori pentru rata de invatare, dar am obtinut rezultate mai slabe decat cu rata de invatare initiala de 0.001, astfel am renuntat destul de repede sa mai incerc noi valori.

CNN12:

Testele au fost efectuate pe un set de antrenare de 52500 de imagini ce continea toate rotatiile la unghiuri de 90 de grade si Flip left right, antrenat pentru 10 epoci, cu un batch size de 64.

| Rata de invatare\ Acuratete | Acuratete pentru validare | Acuratete pentru antrenare |
|-----------------------------|---------------------------|----------------------------|
| 0.001 | 69.17% | 69.68% |
| 0.0005 | 68.6% | 69.82% |
| 0.0007 | 68.47% | 69.55% |
| 0.0003 | 66.8% | 69.14% |
| 0.0015 | 65.87% | 67.67% |
| 0.002 | 64.37% | 66.09% |

Rezultate notabile

In aceasta sectiune voi expune cateva din rezultatele, ce eu le consider notabile, precum arhitectura cu cea mai acuratete sau prima arhitectura ce a depasit 70%, pe care le-am obtinut in cadrul acestei competii pentru cateva din arhitecturile expuse.

| Arhitectura\Detalii | Acuratete pe validare | Rata de invatare | Numar de epoci | Batch Size |
|---------------------|-----------------------|------------------|----------------|------------|
| CNN23 | 70.8% | 0.001 | 10 | 64 |

| CNN25 | 73.5% | 0.001 | 10 | 64 |
|-----------|--------|-------|----|----|
| CNN26 | 74.93% | 0.001 | 10 | 64 |
| CNN27 | 75.63% | 0.001 | 25 | 64 |
| ResNetDIY | 76.63% | 0.001 | 25 | 64 |

Submisii

- 1. Submisia aduna confidence-urile retelelor, iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,2,3,4,5 din script-ul Predict).
- 2. Submisia consta in antrenarea unui svm folosind vectorii de confidence al retelelor ca si date de antrenare(Contine modelele cu indicii 1,2,3,4,5 din script-ul Predict).
- 3. Submisia foloseste label-ul date de fiecare retea ca si vot, clasa cu cele mai multe voturi este considerata label(Contine modelele cu indicii 1,2,3,4,5 din script-ul Predict).
- 4. Submisia aduna confidence-urile retelelor, iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1.4.5.6 din script-ul Predict)
- 5. Submisia consista in label-urile date de modelul cu indicele 6
- 6. Submisia aduna confidence-urile retelelor, iar clasa data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1.2.5.6.7.8 din script-ul Predict)
- Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,2,5,6,7,8 din script-ul Predict)
- Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,2,3,5,6,8,9,10,11 din script-ul Predict)
- Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,2,5,6,9,12,14 din script-ul Predict)
- Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,2,3,5,6,9,10,11 din script-ul Predict)
- Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,2,5,6,8,9,10,12,15,16,19 din script-ul Predict)
- Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelel cu indicii 2,4,5,6 din script-ul Predict2)
- 13. Submisia aduna confidence-urile retelelor, iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 2,4,5,6,7 din script-ul Predict2)

- Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,4,7,10,11,12 din script-ul Predict2)
- Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,2,4,5,6,7,10,12 din script-ul Predict2)
- Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 2,5,6,7,10,12 din script-ul Predict2)
- 17. Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,2,4,5,6,7,9,12,13,15)
- 18. Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,4,5,6,7,9,10,11,12,15 din script-ul Predict2)
- 19. Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,2,3,5,6,7,9,10,12,13,15 din script-ul Predict2)
- 20. Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,2,3,4,5,10,12,13,16 din script-ul Predict2)
- Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,2,4,5,6,7,10,12,13,16 din script-ul Predict2)
- 22. Submisia aduna confidence-urile retelelor inmultite cu model_acc/sum(model_acc), iar clasa este data de maximul acestora(Contine modelele cu indicii 1,2,3,4,5,6,7,10,12,13,15,16 din script-ul Predict2)

Pentru a face o predictie aleg modelel ce depasesc un anumit prag de acuratete minima (71% pentru script-ul Predict si 73.96% pentru script-ul Predict2), iar apoi trec prin toate combinarile posibile si o selectez pe cea cu acuratetea cea mai mare pe setul de validare.

| Submisie\Acurateti | Acuratete pe validare | Acuratete publica pe Kaggle | Acuratete privata pe Kaggle |
|--------------------|-----------------------|--------------------------------|--------------------------------|
| 1 | 76.2% | 76.977% | 77.33% |
| 2 | 76.7% | 41.51% | 40.82% |
| 3 | 75.5% | 76.71% | 77.15% |
| 4 | 76.93% | 76.266% | 77.214% |
| 5 | 74.9% | 75.288% | 75.31% |

| 6 | 76.9% | 77.6% | 77.77% |
|----|--------|---------|----------|
| 7 | 76.93% | 77.68% | 77.77% |
| 8 | 77.43% | 77.6% | 77.95% |
| 9 | 77.7% | 76.88% | 77.86% |
| 10 | 77.43% | 77.6% | 77.629% |
| 11 | 77.93% | 77.6% | 77.9855% |
| 12 | 78.1% | 77.42% | 77.748% |
| 13 | 77.66% | 77.24% | 77.92% |
| 14 | 78.23% | 78.488% | 78.84% |
| 15 | 78.2% | 77.86% | 78.66% |
| 16 | 78.16% | 77.955% | 78.725% |
| 17 | 78.53% | 78.4% | 79.111% |
| 18 | 78.53% | 78.488% | 78.607% |
| 19 | 78.5% | 78.04% | 78.577% |
| 20 | 79.16% | 79.377% | 79.081% |
| 21 | 79.06% | 79.377% | 79.051% |
| 22 | 79.03% | 79.288% | 78.992% |

Matrici de confuzie

Submisia 20:

| Actual\Predicted | 0 | 1 | 2 |
|------------------|-----|-----|-----|
| 0 | 939 | 9 | 52 |
| 1 | 15 | 802 | 183 |
| 2 | 30 | 336 | 634 |

Submisia 21:

| Actual\Predicted | 0 | 1 | 2 |
|------------------|-----|-----|-----|
| 0 | 940 | 8 | 52 |
| 1 | 15 | 801 | 184 |
| 2 | 33 | 336 | 631 |

Submisia 17:

| Actual\Predicted | 0 | 1 | 2 |
|------------------|-----|-----|-----|
| 0 | 941 | 11 | 48 |
| 1 | 17 | 798 | 185 |
| 2 | 40 | 343 | 617 |

Submisia 22:

| Actual\Predicted | 0 | 1 | 2 |
|------------------|-----|-----|-----|
| 0 | 940 | 10 | 50 |
| 1 | 15 | 797 | 188 |
| 2 | 30 | 337 | 633 |

KNN

Prima incercare pe care am facut-o a fost un model de tipul KNN, ce folosea distanta manhattan. Practic calcula diferenta de culoare dintre pixeli. Pentru un model KNN cu 17 vecini si distanta manhattan am obtinut o acuratete de 46.66%.