Témalabor dokumentáció

Machine Learning

Nagyobb témakörök:

- Ismerkedés a témával, kapott anyagok feldolgozása
- A szivacsok fázisának megállapítása
- A legok fázisának megállapítása:
    1. Nagyobb változások
    2. Kisebb változások
    3. Minimális változások

Demeter Norbert Krisztián – DRHO37

Ismerkedés a témával, kapott anyagok feldolgozása:

Az elején a félévnek én még nem foglalkoztam a Machine Learning témakörével, tehát először mindenképpen el kellett kezdeni ismerkedni az adott témakörrel, amihez kaptunk nagyon jó segédanyagok. Ezeknek köszönhetően tisztába lettem az alapfogalmakkal és azzal, hogy pontosan melyik részével is akarunk foglalkozni és milyen témával ezen belül.

Python:

Az első feladat a Pythonnal való megismerkedés volt, mivel még azzal se foglalkoztam. Ehhez kaptunk egy remek másfél órás összefoglaló videót. Gyakorlásképpen a MI házimat is ebbe írtam meg így már elég szilárd alapokkal rendelkeztem ebből.

Jupyter notebookot és Pycharmot használtam a Pythonhoz.

- A notebookkal nagyon könnyű a kimeneteket szépen megjeleníteni, tehát szerintem ezt akkor érdemes használni amikor, gyakran akarsz kimenetet megnézni vagy kiíratni, tehát a gép betanítására tökéletes.
- Pycharmot pedig, amikor egy több függvénnyel rendelkező programot akarsz írni, vagy használni az egyik modelledet. Notebookba én már nem bírtam követni ezeket.

ML:

Itt kaptunk egy 8 részes ismertetőt / kedvcsinálót, különböző problémák megoldásáról, bemutatásáról: https://medium.com/@ageitgey/machine-learning-is-fun-80ea3ec3c471

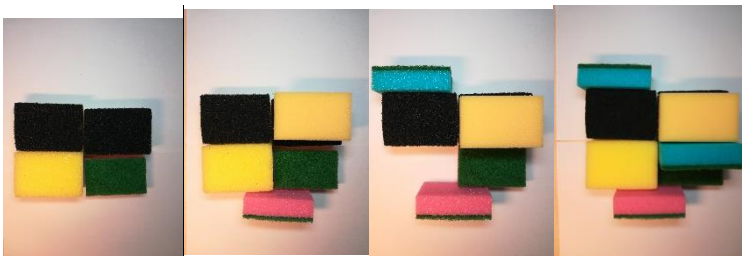
Ez nagyon érdekes volt szerintem, ezért meg is hozta a kedvem még jobban a témakörrel kapcsoaltban.

A következő egy videósorozat volt, ahol minden videóban más problémákat oldottak meg, különböző módszerekkel és azok bemutatásával: https://www.youtube.com/watch?v=gmvvaobm7eQ&list=PLeo1K3hjS3uvCeTYTeyfe0-rN5r8zn9rw&ab_channel=codebasics

Ez a videó sorozat egy nagyon jó alaptudással látott el engem és így már neki is tudtam állna az első nagyobb feladatnak a szivacsok felismerésének.

A szivacsok fázisának megállapítása:

Az első ötlet az volt, hogy legokkal kezdjünk el fázisokat készíteni, de mivel legot nem tudtunk elég gyorsan szerezni, ezért hárman csináltunk képeket különböző szivacsokkal más-más helyzetben. A következő állapotok születtek:



Erre az interneten talált videó segítségével építettem egy neurális hálót és deep learning segítéségel a modellemet betanítottam a kód a következő:

```
In [1]: from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
        from tensorflow.keras.preprocessing import image
        from tensorflow.keras.optimizers import RMSprop
        import matplotlib.pyplot as plt
        import tensorflow as tf
        import numpy as np
        import cv2
        import os
```

Ezek a szükséges importok (később lehet az adatbeolvasásra még kipróbálok egy másik megoldást és változni fog.) Tensorflowwal és kerassal dolgozok alapvetően, tehát ezek az alap importok mint látható. Ezeken kívül még pár a ML-ben népszerűen használt library található.

```
In [2]: train = ImageDataGenerator(rescale = 1/255)
        validation = ImageDataGenerator(rescale = 1/255)

In [3]: train_dataset = train.flow_from_directory('F:\datasets\szivacsok_bont/train', target_size= (200,200),
                                                  batch_size = 3, class_mode ='categorical')
        validation_dataset = train.flow_from_directory('F:\datasets\szivacsok_bont/validate', target_size= (200,200),
                                                       batch_size = 3, class_mode ='categorical')

        Found 253 images belonging to 4 classes.
        Found 236 images belonging to 4 classes.
```

Az első blokkban a 0-255es intervallum 0-1 közé szorítása található (ML szemponjából 0 és 1 közötti értékekkel sokkal jobb eredményt lehet elérni.) Ezután pedig a kép átméretezése található, mert ezek az állapotok

megkülönböztetéséhez nem kell full hd kép. 200x200-as van beállítva de szerintem még ez is sok egy 50x50-es is elég. Mivel több mint 2 állapotunk van, ezért categorical a mode. Alatta ki is írja mennyi képet talált és hány osztályt ez a jóságot jelzi (mert tényleg ennyi osztály és kép van.) Kettő adatállományra pedig azért van szükség, mert neurális háló készítésénél két adatcsoport kell. Egy amivel traineljük, egy amivel pedig az overfitting jelenséget ellenőrizzük.

```
In [4]: model = tf.keras.models.Sequential([tf.keras.layers.Conv2D(16,(3,3),activation ='relu', input_shape =(200,200,3)),
                                           tf.keras.layers.MaxPool2D(2,2),
                                           #
                                           tf.keras.layers.Conv2D(32,(3,3),activation = 'relu'),
                                           tf.keras.layers.MaxPool2D(2,2),
                                           #
                                           tf.keras.layers.Conv2D(64,(3,3),activation = 'relu'),
                                           tf.keras.layers.MaxPool2D(2,2),
                                           #
                                           tf.keras.layers.Flatten(),
                                           #
                                           tf.keras.layers.Dense(512, activation = 'relu'),
                                           #
                                           tf.keras.layers.Dense(4,activation = 'softmax')
        ])

In [12]: model.compile(loss = 'categorical_crossentropy', optimizer = RMSprop(lr=0.001), metrics = ['accuracy'])
```

Az első blokkban a neurális háló felépítése található. Ez ad hoc módon jött, ezt a részét próbálgatni kell melyik illik éppen a modellre. Egyedül az utolsó layernek a neuronjainak a száma fix, ami 4 jelen esetben, mert 4 kategóriánk van.

A következő blokkban a modellnek a loss számolási módszerét állítjuk be, ami categorical, mert kategóriákat nézünk, és optimizert pedig szintén érzésre választunk, ezzel jól működött.

```
model_fit = model.fit(train_dataset,
                      epochs=10,
                      validation_data= validation_dataset,)
```

```
Epoch 1/10
105/105 [==============================] - 157s 1s/step - loss: 0.5661 - accuracy: 0.7651 - val_loss: 0.0198 - val_accuracy: 1.
0000
Epoch 2/10
105/105 [==============================] - 140s 1s/step - loss: 0.0397 - accuracy: 0.9841 - val_loss: 0.0014 - val_accuracy: 1.
0000
Epoch 3/10
105/105 [==============================] - 142s 1s/step - loss: 0.0117 - accuracy: 0.9968 - val_loss: 0.1384 - val_accuracy: 0.
9425
Epoch 4/10
105/105 [==============================] - 149s 1s/step - loss: 0.0275 - accuracy: 0.9937 - val_loss: 1.4959e-05 - val_accurac
y: 1.0000
Epoch 5/10
105/105 [==============================] - 166s 2s/step - loss: 2.9840e-04 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 5.9661e-06 - val_accu
racy: 1.0000
Epoch 6/10
105/105 [==============================] - 152s 1s/step - loss: 1.5307e-05 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 1.6991e-07 - val_accu
racy: 1.0000
Epoch 7/10
105/105 [==============================] - 144s 1s/step - loss: 1.9679e-08 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 5.4809e-09 - val_accu
racy: 1.0000
Epoch 8/10
105/105 [==============================] - 141s 1s/step - loss: 3.7844e-10 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 1.3702e-09 - val_accu
racy: 1.0000
Epoch 9/10
105/105 [==============================] - 99s 946ms/step - loss: 0.0000e+00 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 1.3702e-09 - val_ac
curacy: 1.0000
Epoch 10/10
105/105 [==============================] - 68s 645ms/step - loss: 0.0000e+00 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 6.8511e-10 - val_ac
curacy: 1.0000
```

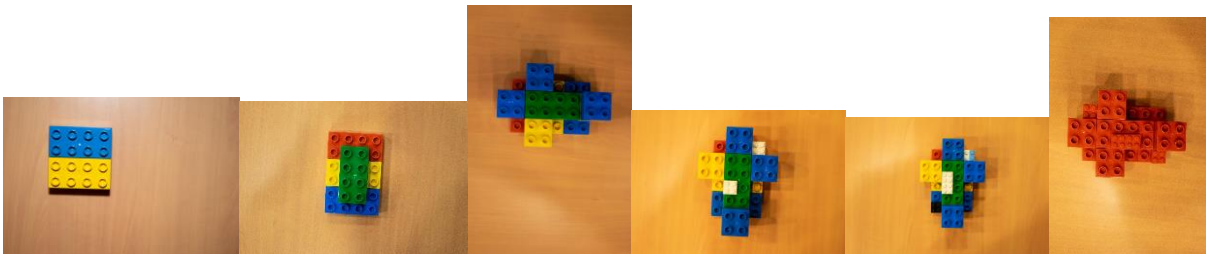

A modellünket traineljük az adatainkkal a képen. a végeredmény a legalsó sorban található, ami 100%, tehát ez azt jelenti a végére a modellünk, már mindig megtudta mondani melyik állapotról van a kép ami egy elég jó eredmény, valójában tökéletes.

Azt beszéltük, ez azért lehet mivel a képeket megkülönböztetni, elég könnyű lehetett, mivel nagy változások mentek végbe 1-1 állapot közt.

A legok fázisának megállapítása:

1. Nagyobb változások:

Most már tudtunk legot szerezni és így, már tudtunk kisebb változásokat is modellezni. Ez alatt található a 6 fázis:



Az első két fázisváltásnál még itt is nagyobb változások voltak. Az utána levőknél viszont, már minimálisak, az utolsó állapot változás konkrétan egy csak más színű, mint az előző, ami már kötelezővé tette a színek használatát a modellben.

```
In [4]: model = tf.keras.models.Sequential([tf.keras.layers.Conv2D(16,(3,3),activation ='relu', input_shape =(200,200,3)),
                                           tf.keras.layers.MaxPool2D(2,2),
                                           #
                                           tf.keras.layers.Conv2D(32,(3,3),activation = 'relu'),
                                           tf.keras.layers.MaxPool2D(2,2),
                                           #
                                           tf.keras.layers.Conv2D(64,(3,3),activation = 'relu'),
                                           tf.keras.layers.MaxPool2D(2,2),
                                           #
                                           tf.keras.layers.Flatten(),
                                           #
                                           tf.keras.layers.Dense(512, activation = 'relu'),
                                           #
                                           tf.keras.layers.Dense(6,activation = 'softmax')
        ])

In [5]: model.compile(loss = 'categorical_crossentropy', optimizer = RMSprop(lr=0.001), metrics = ['accuracy'])
```

Az előző feladathoz képest a kód nem változott még sokat. a 4-esből 6 lett, mert itt már 6 állapot található. Ezenkívül a legalul aláhúzott optimizerrel végeztem kisérleteket.

RMSprop optimizer:

```
model.compile(loss = 'categorical_crossentropy', optimizer = RMSprop(lr=0.001), metrics = ['accuracy'])
```

```
model_fit = model.fit(train_dataset,
                      steps_per_epoch = 50,
                     epochs=15,
                     validation_data= validation_dataset)
```

```
Epoch 1/15
50/50 [==============================] - 115s 2s/step - loss: 2.1381 - accuracy: 0.5120 - val_loss: 0.8725 - val_accuracy: 0.58
64
Epoch 2/15
50/50 [==============================] - 103s 2s/step - loss: 0.7677 - accuracy: 0.6880 - val_loss: 0.6016 - val_accuracy: 0.77
78
Epoch 3/15
50/50 [==============================] - 108s 2s/step - loss: 0.5495 - accuracy: 0.8240 - val_loss: 0.4743 - val_accuracy: 0.82
10
Epoch 4/15
50/50 [==============================] - 101s 2s/step - loss: 0.3399 - accuracy: 0.8988 - val_loss: 0.3683 - val_accuracy: 0.84
57
Epoch 5/15
50/50 [==============================] - 105s 2s/step - loss: 0.2613 - accuracy: 0.9200 - val_loss: 0.3408 - val_accuracy: 0.90
74
Epoch 6/15
50/50 [==============================] - 108s 2s/step - loss: 0.3726 - accuracy: 0.9240 - val_loss: 0.2842 - val_accuracy: 0.91
36
Epoch 7/15
50/50 [==============================] - 99s 2s/step - loss: 0.1749 - accuracy: 0.9400 - val_loss: 0.2703 - val_accuracy: 0.913
6
Epoch 8/15
50/50 [==============================] - 105s 2s/step - loss: 0.2118 - accuracy: 0.9480 - val_loss: 0.2501 - val_accuracy: 0.93
21
Epoch 9/15
50/50 [==============================] - 103s 2s/step - loss: 0.1171 - accuracy: 0.9595 - val_loss: 0.3365 - val_accuracy: 0.91
36
Epoch 10/15
50/50 [==============================] - 102s 2s/step - loss: 0.1139 - accuracy: 0.9800 - val_loss: 0.2895 - val_accuracy: 0.94
44
Epoch 11/15
50/50 [==============================] - 115s 2s/step - loss: 0.1074 - accuracy: 0.9800 - val_loss: 0.6061 - val_accuracy: 0.84
57
Epoch 12/15
50/50 [==============================] - 112s 2s/step - loss: 0.1226 - accuracy: 0.9680 - val_loss: 0.2125 - val_accuracy: 0.95
06
Epoch 13/15
50/50 [==============================] - 112s 2s/step - loss: 0.0180 - accuracy: 0.9919 - val_loss: 0.3363 - val_accuracy: 0.91
36
Epoch 14/15
50/50 [==============================] - 116s 2s/step - loss: 0.2039 - accuracy: 0.9800 - val_loss: 0.2449 - val_accuracy: 0.95
68
Epoch 15/15
50/50 [==============================] - 103s 2s/step - loss: 0.0987 - accuracy: 0.9919 - val_loss: 0.2266 - val_accuracy: 0.93
21
```

15 epochig futtattam. Itt a legnagyobb validation accuracy az 0.95 volt, de utána mindig volt egy visszaesés. Én azt mondanám ez alapján, hogy lehet kicsit már overtrained a modell, mivel a val_loss ugrál összevissza, ezért szerintem a valós accuracy kevesebre tehető, körülbelül 90-93%-ra. Szerintem ez elég jó eredmény, mivel a képek nem is voltak feltétlen beforgatva (mint a fenti képekken látszik), a fényviszonyok is különböznek illetve, az képek mennyisége se volt túl sok csak olyan 100 körüli / fázis. Az itt felsorolt feltételek mind javíthatók szerintem mivel, a gyártósoron is egy szögből egy fényviszonyban fogunk fényképezni nem fog a kamera mozogni stb.. Tehát szerintem egy magabiztos 95%+ elérhető lenne ezekre a fázisokra.

Adam optimizer:

```
In [5]: model.compile(loss = 'categorical_crossentropy', optimizer = "adam", metrics = ['accuracy'])

In [6]: model_fit = model.fit(train_dataset,
                              steps_per_epoch = 50,
                              epochs=15,
                              validation_data= validation_dataset)

Epoch 1/15
50/50 [==============================] - 112s 2s/step - loss: 1.6123 - accuracy: 0.3800 - val_loss: 0.9875 - val_accuracy: 0.61
11
Epoch 2/15
50/50 [==============================] - 102s 2s/step - loss: 0.8568 - accuracy: 0.6842 - val_loss: 0.7522 - val_accuracy: 0.69
75
Epoch 3/15
50/50 [==============================] - 108s 2s/step - loss: 0.7166 - accuracy: 0.7773 - val_loss: 0.6264 - val_accuracy: 0.70
99
Epoch 4/15
50/50 [==============================] - 111s 2s/step - loss: 0.5270 - accuracy: 0.8200 - val_loss: 0.3679 - val_accuracy: 0.88
27
Epoch 5/15
50/50 [==============================] - 107s 2s/step - loss: 0.2417 - accuracy: 0.9433 - val_loss: 0.4148 - val_accuracy: 0.85
19
Epoch 6/15
50/50 [==============================] - 109s 2s/step - loss: 0.2555 - accuracy: 0.9312 - val_loss: 0.3671 - val_accuracy: 0.90
12
Epoch 7/15
50/50 [==============================] - 100s 2s/step - loss: 0.1146 - accuracy: 0.9560 - val_loss: 0.5198 - val_accuracy: 0.82
72
Epoch 8/15
50/50 [==============================] - 98s 2s/step - loss: 0.1845 - accuracy: 0.9480 - val_loss: 0.2480 - val_accuracy: 0.913
6
Epoch 9/15
50/50 [==============================] - 107s 2s/step - loss: 0.1336 - accuracy: 0.9800 - val_loss: 0.2672 - val_accuracy: 0.92
59
Epoch 10/15
50/50 [==============================] - 95s 2s/step - loss: 0.0452 - accuracy: 0.9879 - val_loss: 0.5328 - val_accuracy: 0.895
1
Epoch 11/15
50/50 [==============================] - 107s 2s/step - loss: 0.1150 - accuracy: 0.9717 - val_loss: 0.2706 - val_accuracy: 0.91
98
Epoch 12/15
50/50 [==============================] - 99s 2s/step - loss: 0.0554 - accuracy: 0.9757 - val_loss: 0.1510 - val_accuracy: 0.944
4
Epoch 13/15
50/50 [==============================] - 98s 2s/step - loss: 0.0521 - accuracy: 0.9920 - val_loss: 0.1505 - val_accuracy: 0.944
4
Epoch 14/15
50/50 [==============================] - 102s 2s/step - loss: 0.0474 - accuracy: 0.9838 - val_loss: 0.1720 - val_accuracy: 0.95
68
Epoch 15/15
50/50 [==============================] - 98s 2s/step - loss: 0.0118 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.1410 - val_accuracy: 0.969
1
```

15 epochig futtattam ezt is. Itt a val_accuracy végig nőtt és a val_loss végig csökkent, tehét ez a modell biztos nincs overtrainerve. Az elején kicsit lassabban növelte az accuraccyt, de a végére sokkal magabiztosabban haladt előre nem voltak ugrálások, még valószínűleg tovább is lehetne trainelni. Ezzel a optimizerrel, tehát egy magabiztos 96%+-t el lehet érni, azok az optimalizálások nélkül, amiről az előző optimizernél beszéltem. Azokat megcsinálva lehet akár egy erősen 100% közeli állapot is elérhető.

Szerintem a fent leírtak alapján egyértelműen az Adam oldotta meg jobban ezt az adott problémát.

2. Kisebb fázisok:

Legokból csináltunk olyan fázisokat is ahol még kisebb volt a változás, itt láthatóak a fázisok:

Itt mindegyik lepésben egy nagyon kicsi lego került rá az eddigi nagy legokhoz képest, tehát az összes hasonlít kicsit az összesre. Mivel öt kimenet van, ezért ugyanúgy az előbb említett részt korrigáltam csak megfelelően. Ugyan úgy kipróbáltam mind a két optimizerrel.

RMSprop optimizer:

```
model_fit = model.fit(train_dataset,
                      steps_per_epoch = 6,
                      epochs=50,
                      validation_data= validation_dataset)
```

```
Epoch 1/50
6/6 [==============================] - 9s 1s/step - loss: 13.6089 - accuracy: 0.2222 - val_loss: 1.5785 - val_accuracy: 0.3947
Epoch 2/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.7203 - accuracy: 0.3889 - val_loss: 2.2369 - val_accuracy: 0.2632
Epoch 3/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.6092 - accuracy: 0.4375 - val_loss: 1.5714 - val_accuracy: 0.2368
Epoch 4/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.3301 - accuracy: 0.3889 - val_loss: 4.1504 - val_accuracy: 0.1053
Epoch 5/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.4822 - accuracy: 0.3333 - val_loss: 1.6138 - val_accuracy: 0.5526
Epoch 6/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.2821 - accuracy: 0.6111 - val_loss: 1.1197 - val_accuracy: 0.6053
Epoch 7/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.8817 - accuracy: 0.4444 - val_loss: 1.1930 - val_accuracy: 0.5000
Epoch 8/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.9862 - accuracy: 0.6111 - val_loss: 0.9696 - val_accuracy: 0.7105
Epoch 9/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.7897 - accuracy: 0.8333 - val_loss: 0.8279 - val_accuracy: 0.7632
Epoch 10/50
6/6 [==============================] - 9s 1s/step - loss: 0.8384 - accuracy: 0.6667 - val_loss: 0.5778 - val_accuracy: 0.7632
Epoch 11/50
6/6 [==============================] - 9s 1s/step - loss: 0.6282 - accuracy: 0.7778 - val_loss: 0.7275 - val_accuracy: 0.6053
Epoch 12/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.5710 - accuracy: 0.6667 - val_loss: 0.5448 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 13/50
6/6 [==============================] - 9s 1s/step - loss: 0.5159 - accuracy: 0.7778 - val_loss: 0.7316 - val_accuracy: 0.7895
Epoch 14/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.2828 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.6360 - val_accuracy: 0.7895
Epoch 15/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.5106 - accuracy: 0.5556 - val_loss: 0.6713 - val_accuracy: 0.8421
Epoch 16/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.2318 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 1.5283 - val_accuracy: 0.7105
Epoch 17/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.5550 - accuracy: 0.7222 - val_loss: 0.7031 - val_accuracy: 0.7895
Epoch 18/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.6202 - accuracy: 0.7778 - val_loss: 0.6501 - val_accuracy: 0.7368
Epoch 19/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1777 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.5487 - val_accuracy: 0.8421
Epoch 20/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1685 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.4530 - val_accuracy: 0.8421
Epoch 21/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1347 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.4067 - val_accuracy: 0.8684
Epoch 22/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.4968 - accuracy: 0.8889 - val_loss: 0.4822 - val_accuracy: 0.8158
Epoch 23/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0403 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.4214 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 24/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0547 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.5191 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 25/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0169 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.6923 - val_accuracy: 0.8421
```

```
Epoch 26/50
6/6 [==============================] - 9s 2s/step - loss: 1.5481 - accuracy: 0.7778 - val_loss: 1.3346 - val_accuracy: 0.7105
Epoch 27/50
6/6 [==============================] - 10s 2s/step - loss: 0.2301 - accuracy: 0.8889 - val_loss: 0.3765 - val_accuracy: 0.9211
Epoch 28/50
6/6 [==============================] - 9s 1s/step - loss: 0.1559 - accuracy: 0.8750 - val_loss: 0.5035 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 29/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1387 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.4570 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 30/50
6/6 [==============================] - 9s 2s/step - loss: 0.2261 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.7611 - val_accuracy: 0.7632
Epoch 31/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1923 - accuracy: 0.8889 - val_loss: 1.2622 - val_accuracy: 0.6842
Epoch 32/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.2142 - accuracy: 0.9375 - val_loss: 0.3715 - val_accuracy: 0.9211
Epoch 33/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.3724 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.2830 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 34/50
6/6 [==============================] - 9s 1s/step - loss: 0.0279 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.2371 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 35/50
6/6 [==============================] - 9s 1s/step - loss: 0.0413 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.3369 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 36/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0974 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.2816 - val_accuracy: 0.9211
Epoch 37/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.2523 - accuracy: 0.8750 - val_loss: 0.3710 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 38/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0197 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.3557 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 39/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 9.2263e-04 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.3623 - val_accuracy: 0.89
47
Epoch 40/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0257 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.4150 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 41/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0465 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 7.4097 - val_accuracy: 0.2105
Epoch 42/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 2.2226 - accuracy: 0.6875 - val_loss: 0.9723 - val_accuracy: 0.8421
Epoch 43/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1790 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.6201 - val_accuracy: 0.8684
Epoch 44/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0020 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.5942 - val_accuracy: 0.8684
Epoch 45/50
6/6 [==============================] - 9s 1s/step - loss: 8.2100e-04 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.5963 - val_accuracy: 0.86
84
Epoch 46/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0023 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.5401 - val_accuracy: 0.8684
Epoch 47/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1417 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.4763 - val_accuracy: 0.8421
Epoch 48/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0048 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.4271 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 49/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0113 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.3690 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 50/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 6.3232e-04 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.3652 - val_accuracy: 0.89
47
```

Röviden összefoglalva:

- 10. epochig növekedtünk 76%ig
- 20. peochig le/fölfele ugrálva elértük a 84%ot
- 23. epochig elértük a 89%ot
- utána ez az érték körül ugráltunk fel le egészen a végéig

Itt a fényviszonyok viszonylag egységesek voltak és mindig ugyanabból a szögből is volt fényképezve. A kamera mozgott, de az teljesen szabályos mivel a gyártó soron se biztos, hogy ugyanoda teszik vissza. Ennek a két paraméternek köszönhető szerintem ez a nagyon jó 89% körüli eredmény, ami az előzőekhez képest kevésnek hangozhat, de ha figyelembe vesszük, hogy fázisonként átlagosan 30 kép volt és két fázisban csak 20, akkor teljesen átértékelődig és szerintem egy teljesen meglepően jó eredménynek számít már így. Ha lett volna legalább 100 kép mindről 90% fölött lennénk az biztos, ha nem 95% fölött.

Demeter Norbert Krisztián – DRHO37

Adam optimizer:

```
Epoch 1/50
6/6 [==============================] - 9s 1s/step - loss: 3.7860 - accuracy: 0.2778 - val_loss: 1.5717 - val_accuracy: 0.2105
Epoch 2/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.6287 - accuracy: 0.2778 - val_loss: 1.5789 - val_accuracy: 0.3947
Epoch 3/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.5440 - accuracy: 0.5000 - val_loss: 1.5888 - val_accuracy: 0.1053
Epoch 4/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.4605 - accuracy: 0.5000 - val_loss: 1.5385 - val_accuracy: 0.3421
Epoch 5/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.5832 - accuracy: 0.3125 - val_loss: 1.4365 - val_accuracy: 0.2368
Epoch 6/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.4034 - accuracy: 0.3333 - val_loss: 1.3935 - val_accuracy: 0.3947
Epoch 7/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 1.2787 - accuracy: 0.3889 - val_loss: 1.1453 - val_accuracy: 0.5263
Epoch 8/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.8806 - accuracy: 0.6875 - val_loss: 0.8167 - val_accuracy: 0.6842
Epoch 9/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.3168 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.5763 - val_accuracy: 0.8421
Epoch 10/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.3803 - accuracy: 0.7778 - val_loss: 1.1318 - val_accuracy: 0.6316
Epoch 11/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.6241 - accuracy: 0.7778 - val_loss: 0.8196 - val_accuracy: 0.7368
Epoch 12/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.6374 - accuracy: 0.8333 - val_loss: 0.4681 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 13/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.3205 - accuracy: 0.8333 - val_loss: 0.4504 - val_accuracy: 0.8684
Epoch 14/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.4830 - accuracy: 0.8333 - val_loss: 0.9601 - val_accuracy: 0.6579
Epoch 15/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.6022 - accuracy: 0.7222 - val_loss: 0.7022 - val_accuracy: 0.7895
Epoch 16/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1924 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.7557 - val_accuracy: 0.6842
Epoch 17/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.5778 - accuracy: 0.8333 - val_loss: 0.4951 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 18/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.2867 - accuracy: 0.8889 - val_loss: 0.8832 - val_accuracy: 0.5789
Epoch 19/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1145 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.5686 - val_accuracy: 0.7368
Epoch 20/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.3184 - accuracy: 0.8333 - val_loss: 0.4665 - val_accuracy: 0.7632
Epoch 21/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0586 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.4431 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 22/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1497 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.4329 - val_accuracy: 0.8684
Epoch 23/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0700 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.3721 - val_accuracy: 0.8158
Epoch 24/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0855 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.3166 - val_accuracy: 0.8684
Epoch 25/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0538 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.3799 - val_accuracy: 0.9211
Epoch 26/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0133 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.5086 - val_accuracy: 0.9211
Epoch 27/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0232 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.4586 - val_accuracy: 0.9211

Epoch 28/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0290 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.3098 - val_accuracy: 0.9211
Epoch 29/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0422 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.2612 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 30/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1449 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 2.6834 - val_accuracy: 0.3684
Epoch 31/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1393 - accuracy: 0.8889 - val_loss: 0.2287 - val_accuracy: 0.9211
Epoch 32/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0125 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.5340 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 33/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1758 - accuracy: 0.9375 - val_loss: 0.3808 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 34/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0280 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.3969 - val_accuracy: 0.8684
Epoch 35/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1198 - accuracy: 0.9375 - val_loss: 0.5008 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 36/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1993 - accuracy: 0.8889 - val_loss: 0.2036 - val_accuracy: 0.9211
Epoch 37/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0201 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.1725 - val_accuracy: 0.9474
Epoch 38/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0612 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.4536 - val_accuracy: 0.8684
Epoch 39/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0330 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.2615 - val_accuracy: 0.8947
Epoch 40/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0190 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.1865 - val_accuracy: 0.9474
Epoch 41/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0209 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.2369 - val_accuracy: 0.9211
Epoch 42/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 6.8878e-04 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.2928 - val_accuracy: 0.9
11
Epoch 43/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0076 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.3046 - val_accuracy: 0.9211
Epoch 44/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0162 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.2526 - val_accuracy: 0.9211
Epoch 45/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0079 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.1585 - val_accuracy: 0.9474
Epoch 46/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0103 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.2041 - val_accuracy: 0.9474
Epoch 47/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.1055 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.3456 - val_accuracy: 0.9211
Epoch 48/50
6/6 [==============================] - 9s 1s/step - loss: 0.0327 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.4836 - val_accuracy: 0.9211
Epoch 49/50
6/6 [==============================] - 9s 1s/step - loss: 0.2696 - accuracy: 0.9444 - val_loss: 0.1691 - val_accuracy: 0.9474
Epoch 50/50
6/6 [==============================] - 8s 1s/step - loss: 0.0223 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.1744 - val_accuracy: 0.9737
```

Röviden összefoglalva:

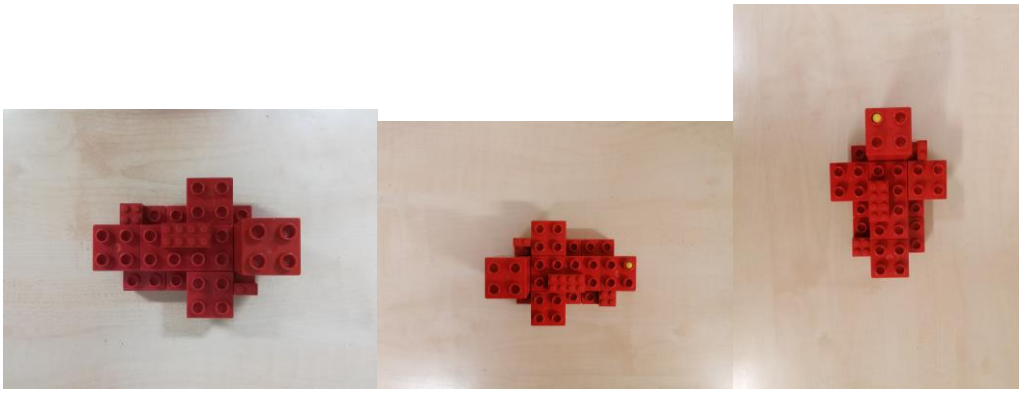
- 12. epochig növekedtünk 89%ig
- utána elkezdtünk vissza fele menni, majd megint fel, de a 25. epochra elértünk egy fix 92%ot
- utána általában le és visszaugráltunk erre az értékre vagy a közelébe
- 50. epochra pont elértük a legjobb eredményt 97%ot

Ugyanazok az előnyök, illetve hátrányok elmondhatóak az adathalmazról, mint az előzőben. A 92%ot mondanám átlagos teljesítménynek. itt is szinte biztos vagyok benne, hogy legalább 100 képpel fázisonként elérhető lett volna a 95% fölötti teljesítmény.

Szerintem ilyen kevés képpel nem volt jó modellt csinálni, de legalább ezt is megtudtuk és ugyanakkor ennek ellenére is jól teljesített a modell. Mindenképpen kéne még több adat, és esetleg egy gép nagyon jó GPU-val, mivel nekem elégé lassan futnak le a kiértékelések.

3. Minimális változások:

Itt három állapot található a legkisebb dologgal módosítva, amit találtunk, hogy vajon ezt felismeri-e:



Itt a régi kódommal megnéztem mit hoz ki ebből az inputból:

```
Epoch 1/50
50/50 [==============================] - 51s 1s/step - loss: 1.1033 - accuracy: 0.3267 - val_loss: 1.0977 - val_accuracy: 0.358
6
Epoch 2/50
50/50 [==============================] - 50s 1000ms/step - loss: 1.0958 - accuracy: 0.3600 - val_loss: 1.1007 - val_accuracy:
0.3034
Epoch 3/50
50/50 [==============================] - 50s 992ms/step - loss: 1.0978 - accuracy: 0.4000 - val_loss: 1.0945 - val_accuracy: 0.
3586
Epoch 4/50
50/50 [==============================] - 49s 988ms/step - loss: 1.0862 - accuracy: 0.3667 - val_loss: 1.4555 - val_accuracy: 0.
3310
Epoch 5/50
50/50 [==============================] - 50s 1s/step - loss: 1.1188 - accuracy: 0.4333 - val_loss: 1.0509 - val_accuracy: 0.489
7
Epoch 6/50
50/50 [==============================] - 49s 978ms/step - loss: 0.9898 - accuracy: 0.5733 - val_loss: 0.9926 - val_accuracy: 0.
5724
Epoch 7/50
50/50 [==============================] - 49s 972ms/step - loss: 0.9094 - accuracy: 0.6200 - val_loss: 1.0392 - val_accuracy: 0.
4552
Epoch 8/50
50/50 [==============================] - 49s 984ms/step - loss: 0.9650 - accuracy: 0.5800 - val_loss: 1.1803 - val_accuracy: 0.
3655
Epoch 9/50
50/50 [==============================] - 49s 979ms/step - loss: 0.8146 - accuracy: 0.6533 - val_loss: 1.0056 - val_accuracy: 0.
5034
Epoch 10/50
50/50 [==============================] - 49s 973ms/step - loss: 0.7812 - accuracy: 0.6600 - val_loss: 1.0268 - val_accuracy: 0.
5862
Epoch 11/50
50/50 [==============================] - 49s 979ms/step - loss: 0.7114 - accuracy: 0.6400 - val_loss: 1.0694 - val_accuracy: 0.
5379
Epoch 12/50
50/50 [==============================] - 49s 986ms/step - loss: 0.6879 - accuracy: 0.7000 - val_loss: 0.9795 - val_accuracy: 0.
5448
Epoch 13/50
50/50 [==============================] - 49s 974ms/step - loss: 0.7405 - accuracy: 0.6600 - val_loss: 0.9434 - val_accuracy: 0.
5517
Epoch 14/50
50/50 [==============================] - 49s 983ms/step - loss: 0.7615 - accuracy: 0.6733 - val_loss: 0.9363 - val_accuracy: 0.
5862
Epoch 15/50
50/50 [==============================] - 48s 963ms/step - loss: 0.4318 - accuracy: 0.8667 - val_loss: 1.3649 - val_accuracy: 0.
5241
Epoch 16/50
50/50 [==============================] - 48s 966ms/step - loss: 0.6348 - accuracy: 0.7467 - val_loss: 1.0204 - val_accuracy: 0.
5241
Epoch 17/50
50/50 [==============================] - 48s 960ms/step - loss: 0.5296 - accuracy: 0.7933 - val_loss: 0.9494 - val_accuracy: 0.
5931
Epoch 18/50
50/50 [==============================] - 48s 963ms/step - loss: 0.4528 - accuracy: 0.8400 - val_loss: 1.0705 - val_accuracy: 0.
5862
Epoch 19/50
50/50 [==============================] - 48s 965ms/step - loss: 0.4918 - accuracy: 0.8467 - val_loss: 1.0830 - val_accuracy: 0.
6069
Epoch 20/50
50/50 [==============================] - 49s 971ms/step - loss: 0.7277 - accuracy: 0.7200 - val_loss: 0.9167 - val_accuracy: 0.
5448
Epoch 21/50
50/50 [==============================] - 49s 976ms/step - loss: 0.5654 - accuracy: 0.8133 - val_loss: 0.8945 - val_accuracy: 0.
6069
Epoch 22/50
50/50 [==============================] - 48s 965ms/step - loss: 0.4952 - accuracy: 0.7800 - val_loss: 0.8776 - val_accuracy: 0.
5517
Epoch 23/50
50/50 [==============================] - 48s 969ms/step - loss: 0.4204 - accuracy: 0.8267 - val_loss: 1.0294 - val_accuracy: 0.
6207
Epoch 24/50
50/50 [==============================] - 49s 973ms/step - loss: 0.3677 - accuracy: 0.8467 - val_loss: 1.1218 - val_accuracy: 0.
6069
Epoch 25/50
50/50 [==============================] - 48s 951ms/step - loss: 0.4571 - accuracy: 0.8267 - val_loss: 0.9746 - val_accuracy: 0.
6000
```

```
Epoch 26/50
50/50 [==============================] - 48s 966ms/step - loss: 0.2975 - accuracy: 0.8933 - val_loss: 0.9748 - val_accuracy: 0.
6690
Epoch 27/50
50/50 [==============================] - 49s 976ms/step - loss: 0.2369 - accuracy: 0.9133 - val_loss: 1.9286 - val_accuracy: 0.
5793
Epoch 28/50
50/50 [==============================] - 49s 980ms/step - loss: 0.4176 - accuracy: 0.8467 - val_loss: 0.8518 - val_accuracy: 0.
6345
Epoch 29/50
50/50 [==============================] - 49s 977ms/step - loss: 0.5280 - accuracy: 0.8267 - val_loss: 0.8535 - val_accuracy: 0.
6483
Epoch 30/50
50/50 [==============================] - 48s 956ms/step - loss: 0.3877 - accuracy: 0.8133 - val_loss: 0.7495 - val_accuracy: 0.
6621
Epoch 31/50
50/50 [==============================] - 49s 977ms/step - loss: 0.3144 - accuracy: 0.8867 - val_loss: 0.9467 - val_accuracy: 0.
5862
Epoch 32/50
50/50 [==============================] - 49s 970ms/step - loss: 0.3898 - accuracy: 0.8600 - val_loss: 0.9236 - val_accuracy: 0.
6552
Epoch 33/50
50/50 [==============================] - 48s 968ms/step - loss: 0.2728 - accuracy: 0.9000 - val_loss: 0.8427 - val_accuracy: 0.
7103
Epoch 34/50
50/50 [==============================] - 48s 965ms/step - loss: 0.2179 - accuracy: 0.9333 - val_loss: 1.0759 - val_accuracy: 0.
6897
Epoch 35/50
50/50 [==============================] - 49s 972ms/step - loss: 0.3409 - accuracy: 0.9200 - val_loss: 1.0025 - val_accuracy: 0.
6000
Epoch 36/50
50/50 [==============================] - 48s 970ms/step - loss: 0.3193 - accuracy: 0.8933 - val_loss: 1.0116 - val_accuracy: 0.
6276
Epoch 37/50
50/50 [==============================] - 48s 958ms/step - loss: 0.3908 - accuracy: 0.8200 - val_loss: 1.1232 - val_accuracy: 0.
5931
Epoch 38/50
50/50 [==============================] - 48s 967ms/step - loss: 0.2015 - accuracy: 0.9133 - val_loss: 0.8288 - val_accuracy: 0.
7448
Epoch 39/50
50/50 [==============================] - 48s 967ms/step - loss: 0.2250 - accuracy: 0.9267 - val_loss: 0.7279 - val_accuracy: 0.
7655
Epoch 40/50
50/50 [==============================] - 48s 954ms/step - loss: 0.1888 - accuracy: 0.9333 - val_loss: 0.8864 - val_accuracy: 0.
7448
Epoch 41/50
50/50 [==============================] - 48s 956ms/step - loss: 0.1248 - accuracy: 0.9667 - val_loss: 0.9999 - val_accuracy: 0.
7310
Epoch 42/50
50/50 [==============================] - 48s 963ms/step - loss: 0.1893 - accuracy: 0.9400 - val_loss: 0.7859 - val_accuracy: 0.
7517
Epoch 43/50
50/50 [==============================] - 48s 966ms/step - loss: 0.0921 - accuracy: 0.9867 - val_loss: 0.9243 - val_accuracy: 0.
7172
Epoch 44/50
50/50 [==============================] - 48s 961ms/step - loss: 0.1562 - accuracy: 0.9333 - val_loss: 0.7142 - val_accuracy: 0.
7586
Epoch 45/50
50/50 [==============================] - 48s 960ms/step - loss: 0.3940 - accuracy: 0.8800 - val_loss: 0.8462 - val_accuracy: 0.
7517
Epoch 46/50
50/50 [==============================] - 48s 959ms/step - loss: 0.1557 - accuracy: 0.9600 - val_loss: 0.9276 - val_accuracy: 0.
7724
Epoch 47/50
50/50 [==============================] - 48s 961ms/step - loss: 0.1585 - accuracy: 0.9400 - val_loss: 1.0066 - val_accuracy: 0.
7655
Epoch 48/50
50/50 [==============================] - 48s 961ms/step - loss: 0.0924 - accuracy: 0.9533 - val_loss: 1.0807 - val_accuracy: 0.
7517
Epoch 49/50
50/50 [==============================] - 48s 963ms/step - loss: 0.2004 - accuracy: 0.9467 - val_loss: 0.9184 - val_accuracy: 0.
7862
Epoch 50/50
50/50 [==============================] - 48s 953ms/step - loss: 0.2052 - accuracy: 0.9667 - val_loss: 1.3079 - val_accuracy: 0.
7517
```

Röviden összefoglalva:

- 1-23. epochig növekedett 63%-ig úgy, hogy néha visszagurott néha felment.
- 24-37. epochig ez az érték körül ugrált
- 38-50. Itt ugrott egyet 74%-ra majd ennél is maradt, úgy hogy néha felment 79%-ra is.

- Valószínűleg, ha tovább futtatnánk se lenne, jobb mivel a sima accuracy elérte a majdnem 100%-ot tehát, nem növekedne nagyon följebb a val_accuracy, úgy néz ki ez ennyit bírt.

Mitől teljesíthetett ilyen „roszul”?

Én válogattam külön a teszt és a train adathalmazt, amibe tettem olyan képeket ahol kezek vannak, tehát „felismerhetetlen”, Ez valószínűleg lerontja.

A képek minősége se a legjobb volt változott, elmosódott, más a háttér, más a fényviszony stb..

Kód átírása / egyesítése:

Az eddig látott videók alapján újra írtam, az eddig használt kódot az általam kedvelt részekkel, amik jobbak voltak vagy kényelmesebbnek találtam, mint az eddigieket. Itt kettő kód van már így:

- Az egyik az adathalmazt generálja le
- A másik beolvassa az adathalmazt, neurális hálót csinál és betanítja.

Mindkettő kódot feltettem githubra később dokumentálom, ha kell.

A nagy különbség az, hogy az előző kódnál, sokáig tartott maga a trainelés de cserébe az adat beolvasás egyből meg volt. Most pedig, az adatbeolvasás vesz el nagyon sok időt, de ha az meg van azután annyit trainelek, amennyit akarok gyorsan.

Az eredmények ugyanazok lettek, ezért azokat nem dokumentálom.

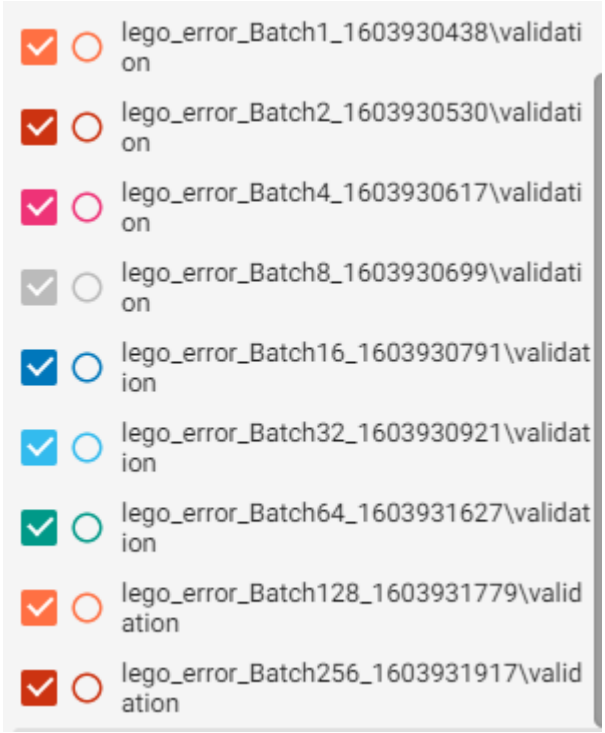
Optimalizálás:

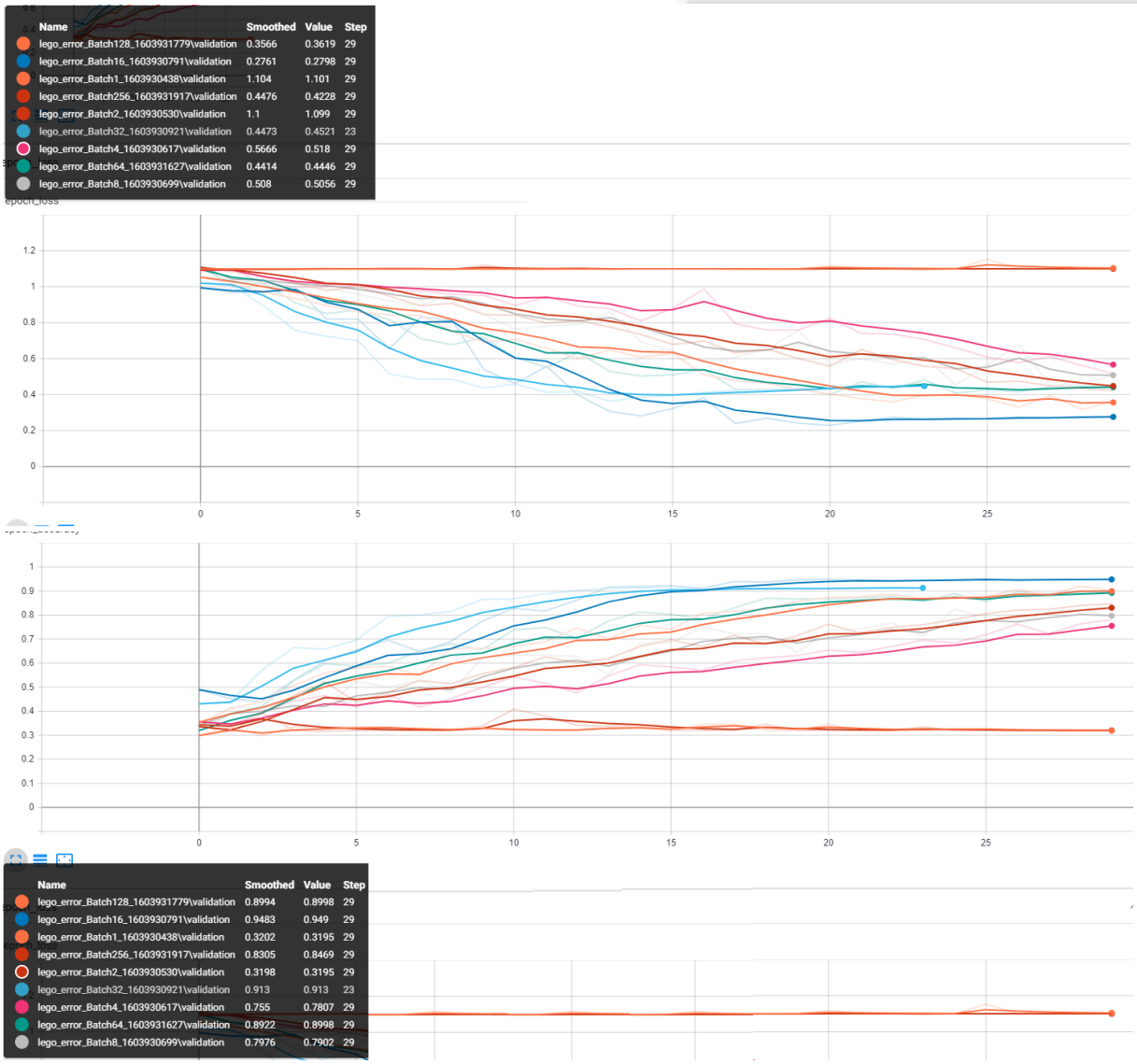
Batch:

Először a batcheket néztem meg kíváncsiságból, hogy teljesítenek.

Jobbra láthatóak a színeknek az adatai, lent pedig az eredmények.

16-os batch size lett ehhez a mérethez a legjobban teljesítő, aminek a validation accuraccyja, már 94% volt, ami jelentős javulás, az alap 74%-hoz képest.





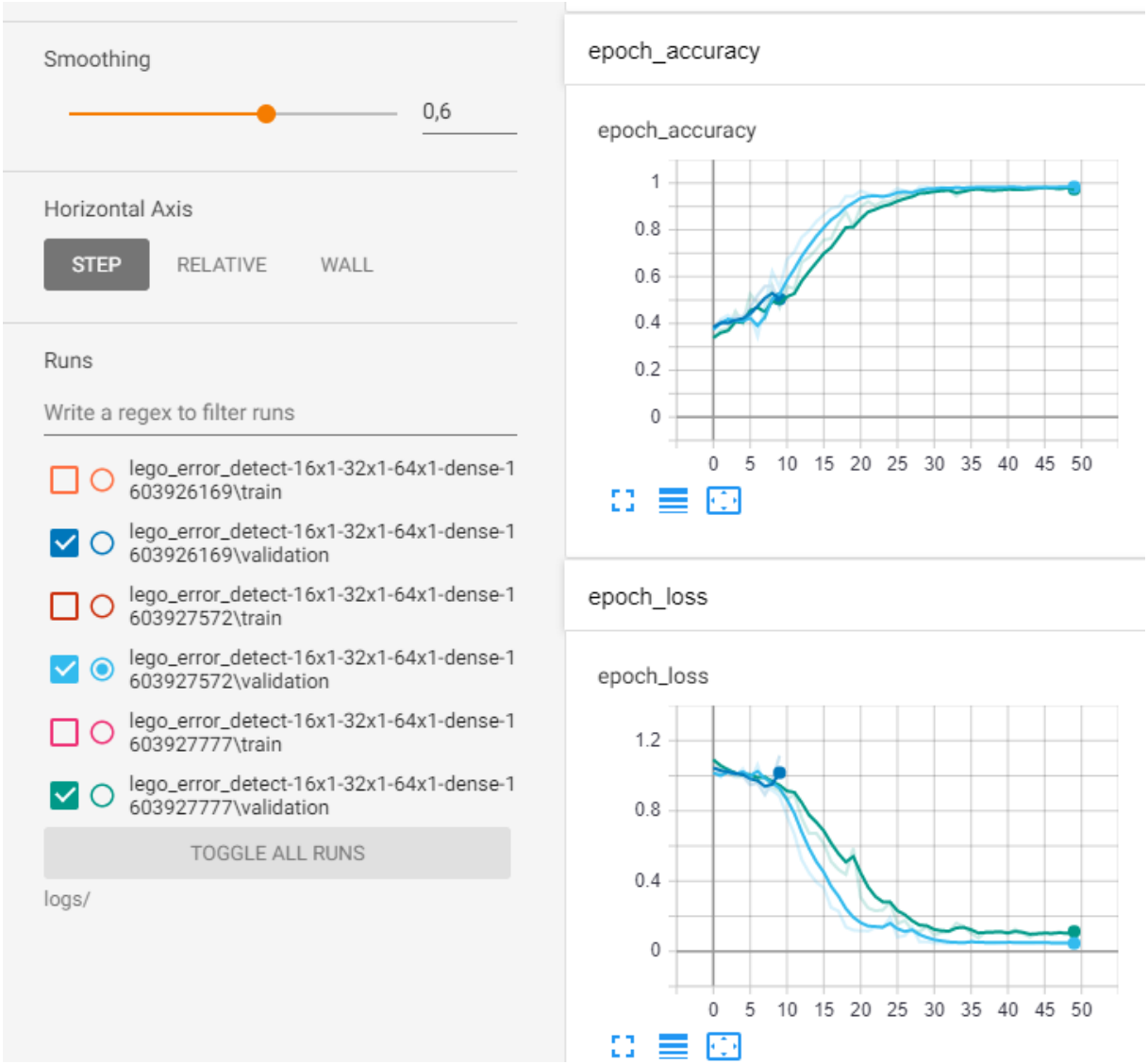
Name	Smoothed	Value	Step
lego_error_Batch128_1603931779\validation	0.3566	0.3619	29
lego_error_Batch16_1603930791\validation	0.2761	0.2798	29
lego_error_Batch1_1603930438\validation	1.104	1.101	29
lego_error_Batch256_1603931917\validation	0.4476	0.4228	29
lego_error_Batch2_1603930530\validation	1.1	1.099	29
lego_error_Batch32_1603930921\validation	0.4473	0.4521	23
lego_error_Batch4_1603930617\validation	0.5666	0.518	29
lego_error_Batch64_1603931627\validation	0.4414	0.4446	29
lego_error_Batch8_1603930699\validation	0.508	0.5056	29

Name	Smoothed	Value	Step
lego_error_Batch128_1603931779\validation	0.8994	0.8998	29
lego_error_Batch16_1603930791\validation	0.9483	0.949	29
lego_error_Batch1_1603930438\validation	0.3202	0.3195	29
lego_error_Batch256_1603931917\validation	0.8305	0.8469	29
lego_error_Batch2_1603930530\validation	0.3198	0.3195	29
lego_error_Batch32_1603930921\validation	0.913	0.913	23
lego_error_Batch4_1603930617\validation	0.755	0.7807	29
lego_error_Batch64_1603931627\validation	0.8922	0.8998	29
lego_error_Batch8_1603930699\validation	0.7976	0.7902	29

Rövid összefoglalás:

- Az 1-2-ön látszik, hogy nem is tudtak javulást elérni a kicsi batch size miatt, ezért végig stagnáltak.
- 4-nél elkezdett javulni 16-ig és a 16-os is lett a legjobb.
- 16 után pedig elkezdett romlani a 30. epochra az eredmény, sőt volt olyan, ahol 12. epoch után már csak romlott.

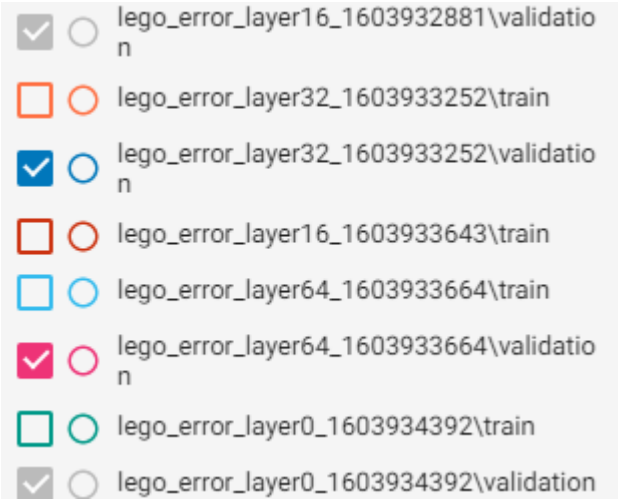
Dense layer:

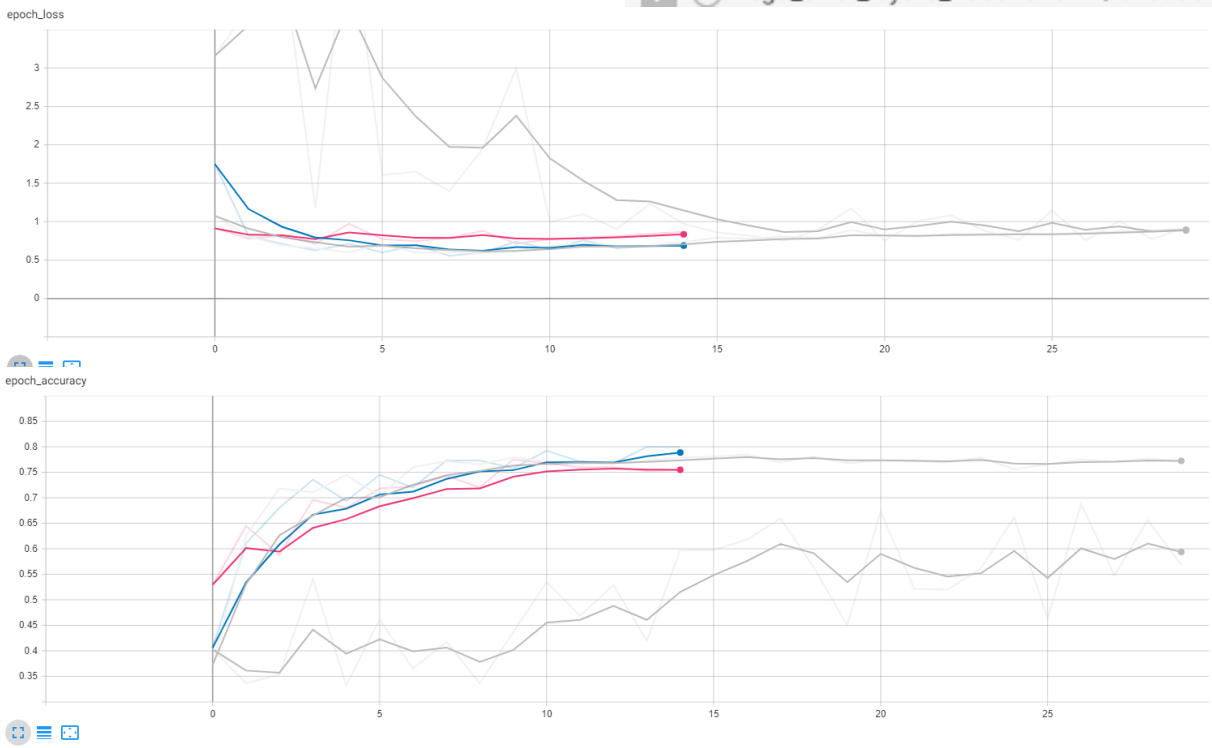


Gyors tesztet csináltam arról, hogy a dense layer kell-e és a megállapítás egy egyértelmű igen lett, mert mindenhol jobban teljesített a függvény összes pontján mindkét paraméterben.

Conv2D layer:

Kipróbáltam, a 3 fajta layert, amit használtam külön-külön. az eredmények elég meglepők lettek számomra.

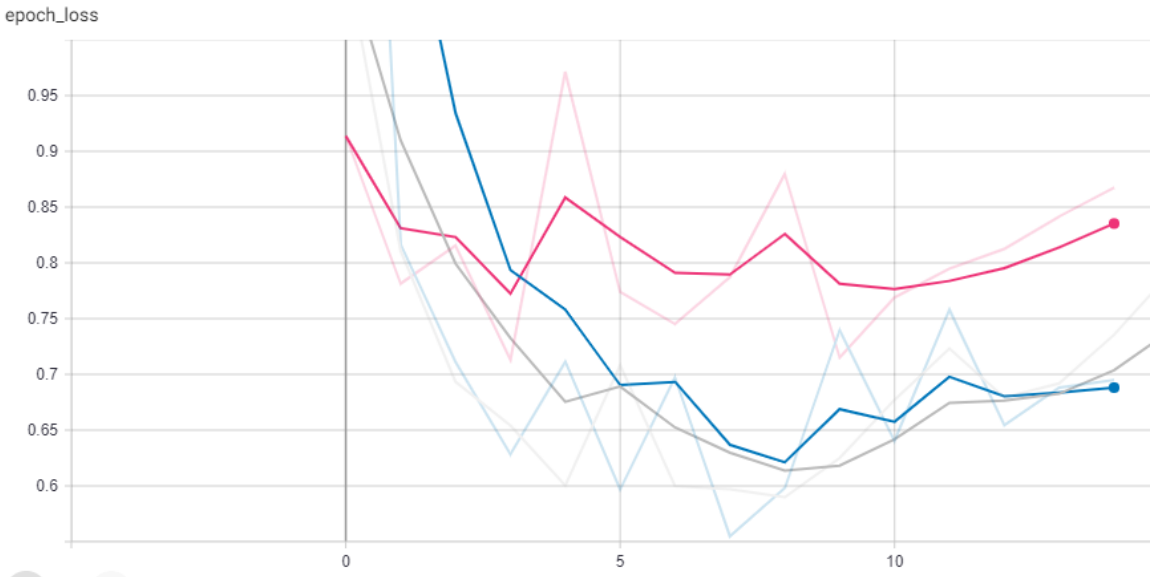


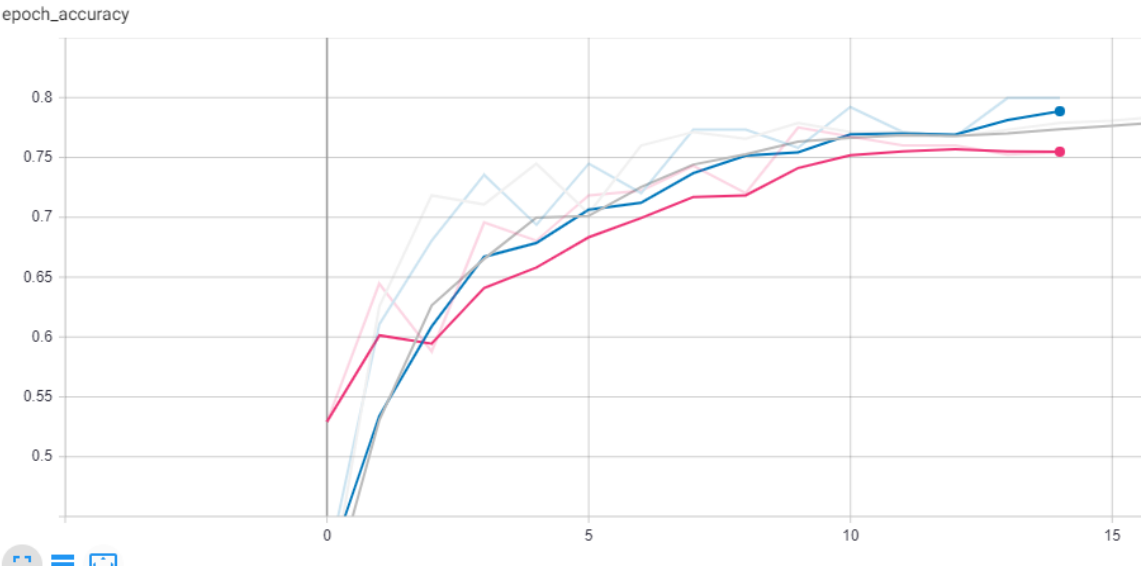


Rövid öszefogalás:

Tekintve, hogy a legjobbnak vélt batchen futtattam őket, egyik se hozott, még a 94%-hoz közeli eredményt se magában. Az accuracyjuk általában 75%-ra kijött, de a 10. epoch után, meg elkezdték betanulni a képeket és a loss elkezdett nöni. Amikor csak 1 dense layerem volt elég meglepő eredményt hozott a lossban szépen lassan utolért a többit, de az accuracyban így sem tudott közel kerülni. szépen lassan ment de 50% körül megállni látszik.

Annyira magasról indult, hogy a másik 3 vonal között így annyira nem is látszik a különbség, tehát azokat is beszurom:





A 64-es nagyon jól indult,de 2 epoch után el is kezdett két érték között mozogni loss-ban az lett a leggyengébb. a legjobb a 16-os lett az volt a legstabilabb. A 32-es pedig alig teljesített rosszabbul, mint a 16-os.

Következtetések:

- Az általam használt négy kombinációja a 4 gyenge layerből egy sokkal erősebb layerthoz ki, majd ezzel érdemes folytatni az optimalizálást.
- a 64-es layert megéri megpróbálni elhagyni egy az egyben
- a 16-osnál kisebb layereket is érdemes lehet megnézni
- a számokat pedig növelni az egyes layerekből
- sorrendet cserélni
- stb.

Optimalizálás II.:

Az előző feladatnál volt ami nem futtot le a teljes traning datára, mert a steps_per_epoch be volt állítva.

Tanulság: azt csak akkor érdemes használni, ha valamiért nem akarod lefutatni az egész trainelő adatodat (vagy elég kevesebb is, mert gyorsabban szeretnéd, hogy végezen stb.)

Ezenkivül még egy olyan probléma is felléphetett, hogy nem mindig ugyanazon a traning és test szeten futott a trainelés, mivel azt mindig ujra gyártottam.

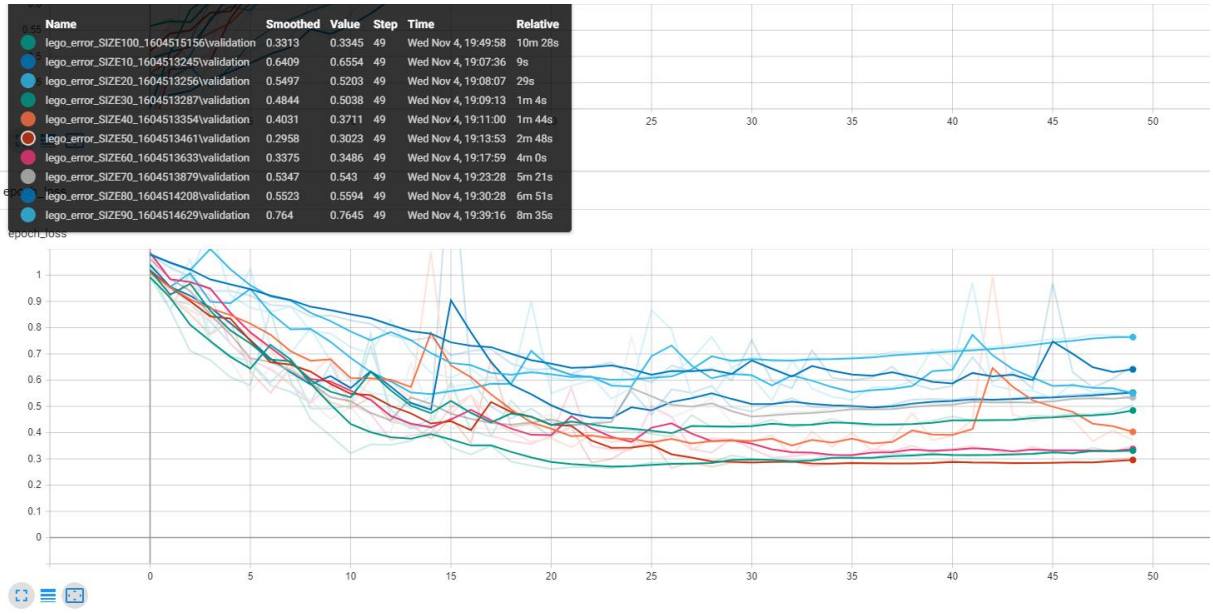
Ezt is megoldottam.

Ezekután végig futattam az előző teszteket és egy újat.

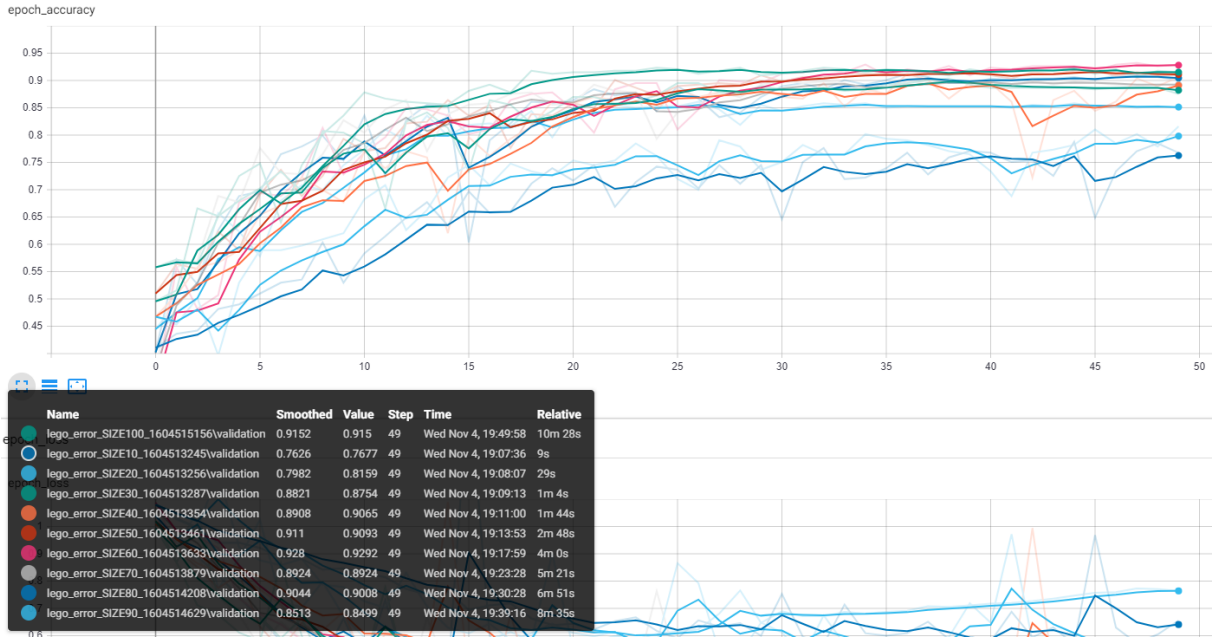
Kép méret:

It kiemelem, hogy nem ugyanazokon a train-test adat szeteken futtot, mert nem tudtam megoldani / 7+ óráig futtot volna.

Így kapott eredmények:



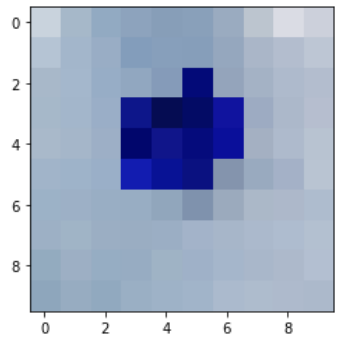
Name	Smoothed	Value	Step	Time	Relative
lego_error_SIZE100_1604515156\validation	0.3313	0.3345	49	Wed Nov 4, 19:49:58	10m 28s
lego_error_SIZE10_1604513245\validation	0.6409	0.6554	49	Wed Nov 4, 19:07:36	9s
lego_error_SIZE20_1604513256\validation	0.5497	0.5203	49	Wed Nov 4, 19:08:07	29s
lego_error_SIZE30_1604513287\validation	0.4844	0.5038	49	Wed Nov 4, 19:09:13	1m 4s
lego_error_SIZE40_1604513354\validation	0.4031	0.3711	49	Wed Nov 4, 19:11:00	1m 44s
lego_error_SIZE50_1604513461\validation	0.2958	0.3023	49	Wed Nov 4, 19:13:53	2m 48s
lego_error_SIZE60_1604513633\validation	0.3375	0.3486	49	Wed Nov 4, 19:17:59	4m 0s
lego_error_SIZE70_1604513879\validation	0.5347	0.543	49	Wed Nov 4, 19:23:28	5m 21s
lego_error_SIZE80_1604514208\validation	0.5523	0.5594	49	Wed Nov 4, 19:30:28	6m 51s
lego_error_SIZE90_1604514629\validation	0.764	0.7645	49	Wed Nov 4, 19:39:16	8m 35s

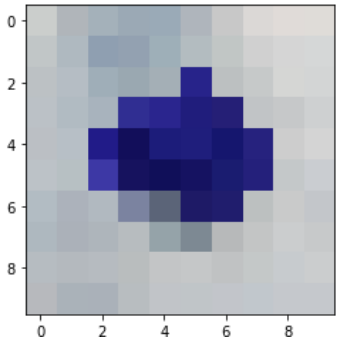


Name	Smoothed	Value	Step	Time	Relative
lego_error_SIZE100_1604515156\validation	0.9152	0.915	49	Wed Nov 4, 19:49:58	10m 28s
lego_error_SIZE10_1604513245\validation	0.7626	0.7677	49	Wed Nov 4, 19:07:36	9s
lego_error_SIZE20_1604513256\validation	0.7982	0.8159	49	Wed Nov 4, 19:08:07	29s
lego_error_SIZE30_1604513287\validation	0.8821	0.8754	49	Wed Nov 4, 19:09:13	1m 4s
lego_error_SIZE40_1604513354\validation	0.8908	0.9065	49	Wed Nov 4, 19:11:00	1m 44s
lego_error_SIZE50_1604513461\validation	0.911	0.9093	49	Wed Nov 4, 19:13:53	2m 48s
lego_error_SIZE60_1604513633\validation	0.928	0.9292	49	Wed Nov 4, 19:17:59	4m 0s
lego_error_SIZE70_1604513879\validation	0.8924	0.8924	49	Wed Nov 4, 19:23:28	5m 21s
lego_error_SIZE80_1604514208\validation	0.9044	0.9008	49	Wed Nov 4, 19:30:28	6m 51s
lego_error_SIZE90_1604514629\validation	0.8513	0.8499	49	Wed Nov 4, 19:39:16	8m 35s

Az látszik a képeken, hogy mint lehetett számítani a kisebb pixelű képek teljesítettek rosszabbul és egyre jobban teljesítünk minél jobb a kép. A loss elért egy maximumot 50x50-es képnél. Ezekután egyre felmetünk egészen addig amig a 90x90-esnek lett a legrosszabb loss-a az egészben. Valószinüleg a 90x90-es kép nagyon szerencsétlen elosztást kapott ez azért történhetett.

Ezenkivül engem meglepett, hogy egy 10x10-es képről is ilyen jól megtudta állapítani 75%-os pontossággal (randommm tttipeeelgeeetésss 33%, tehhháttt több, mint duplája), mivel nekem ötletem se lenne:





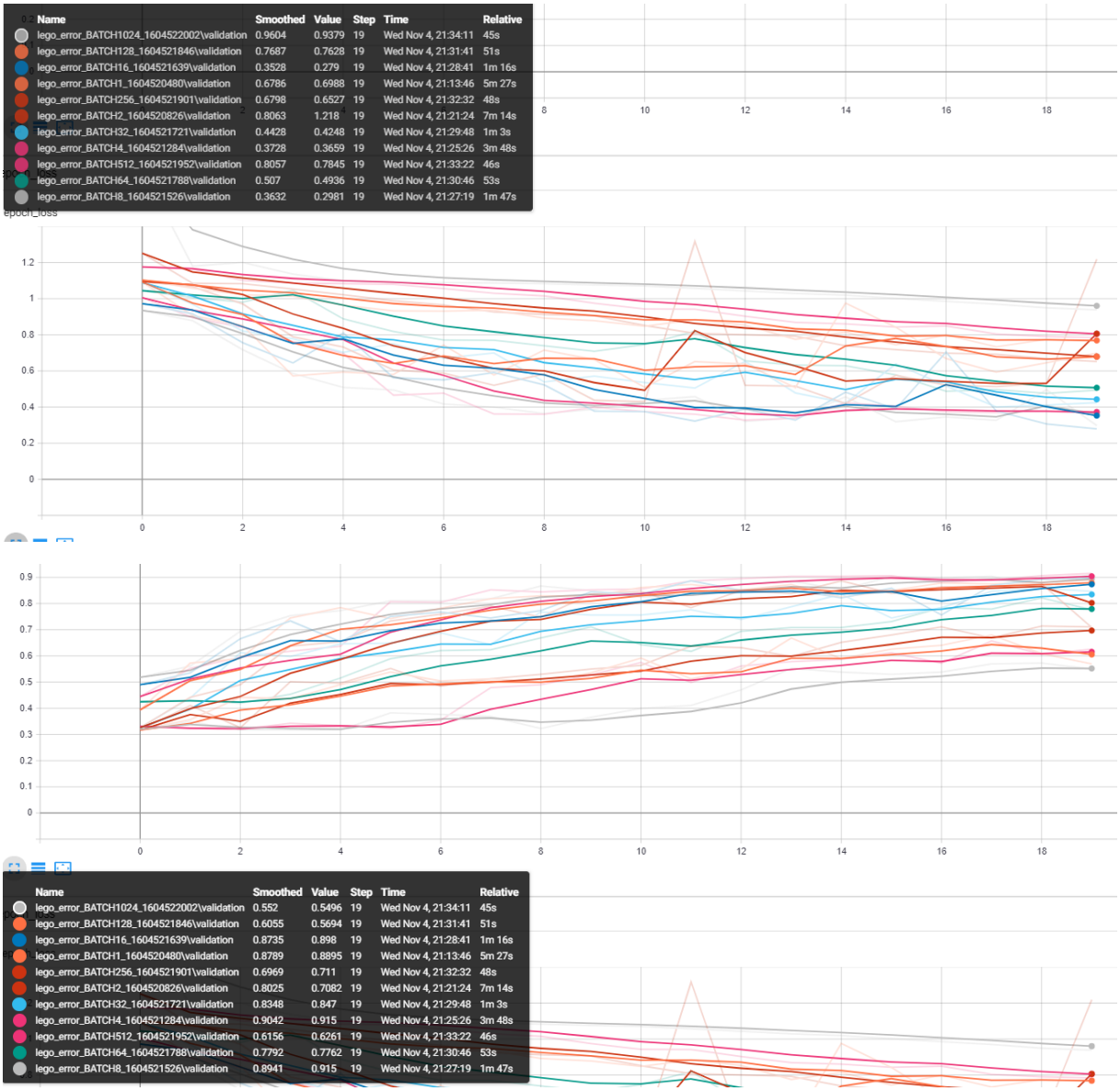
Ebből én nem tudnám megmondani, hogy az első képen van golyó a másodikon nincs. De ha ő igen annak örülők.

Az is észre vehető, hogy 25 után elkezdett mindegyik overtrainelödni, tehát addig nem érdems futatni.

Probléma: 128 fölé nem lehet menni pickllel, mert csak 1 bájtot tud beolvasni.

<u>Innentől ezért 50x50-es képeken fogok dolgozni.</u>

Batch:



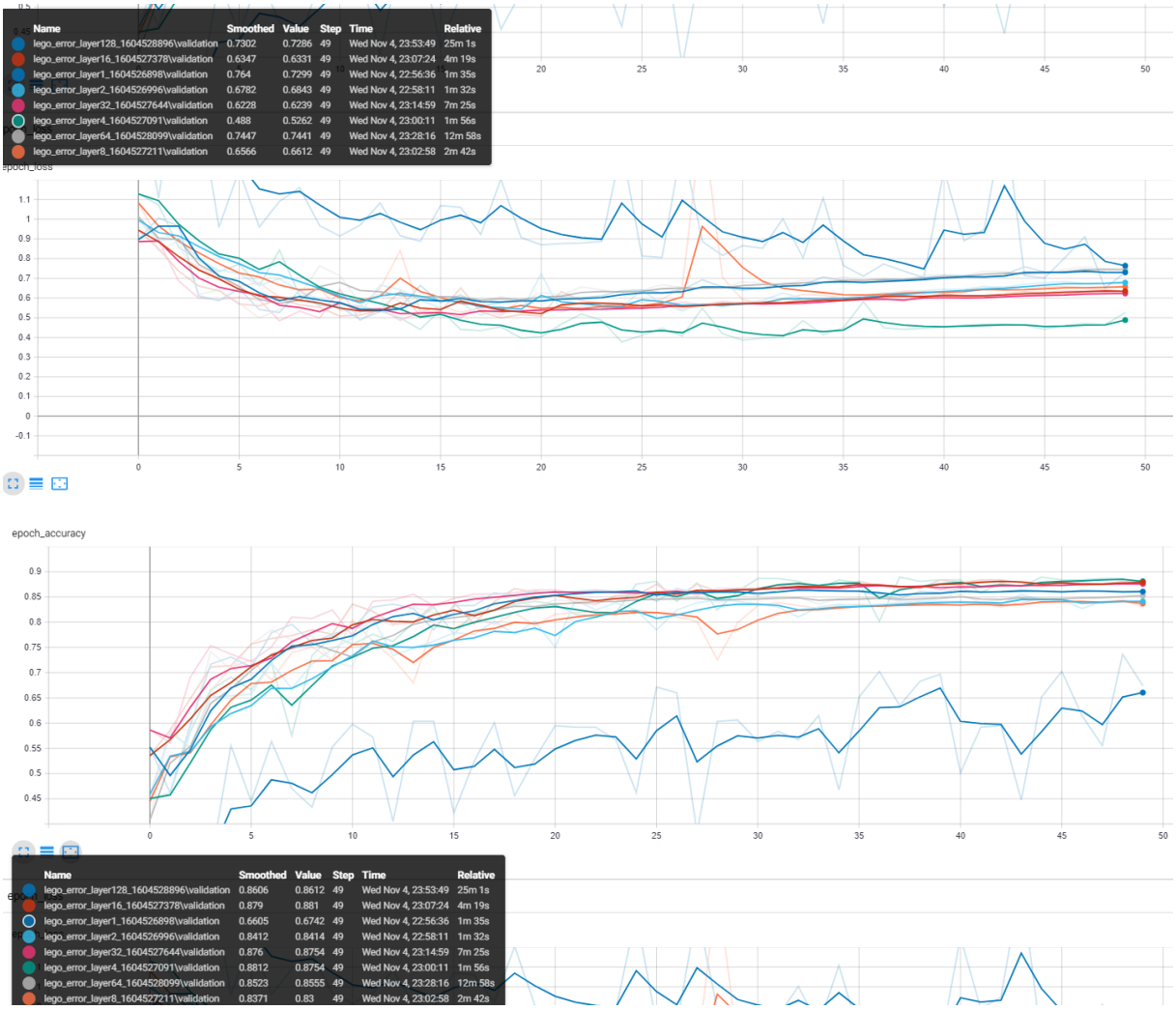
Itt az látszik, hogy 1024 és 1 volt a legrosszabb. aztán szépen elkezdtek menni növekedni, addig amig elérték a 16-ot és így annak lett a legjobb loss-a.

2-es Batch sizeal nagyon ugrált maga teszt nem tudom, hogy miért de mindenképpen érdekes.

Itt overtrain nem volt már megfigyelhető (bár csak 20ig is ment).

Mivel a 16-osnak lett a elgjobb az eredmény ezekután ezt használom.

Solo Layerek:



Itt az látszik, hogy a layer1 (ez azt jelenti, hogy csak 1 dense layer van, ami mindenhol volt, mert korábban az jött ki az segít). Az elég rosszul teljesített.

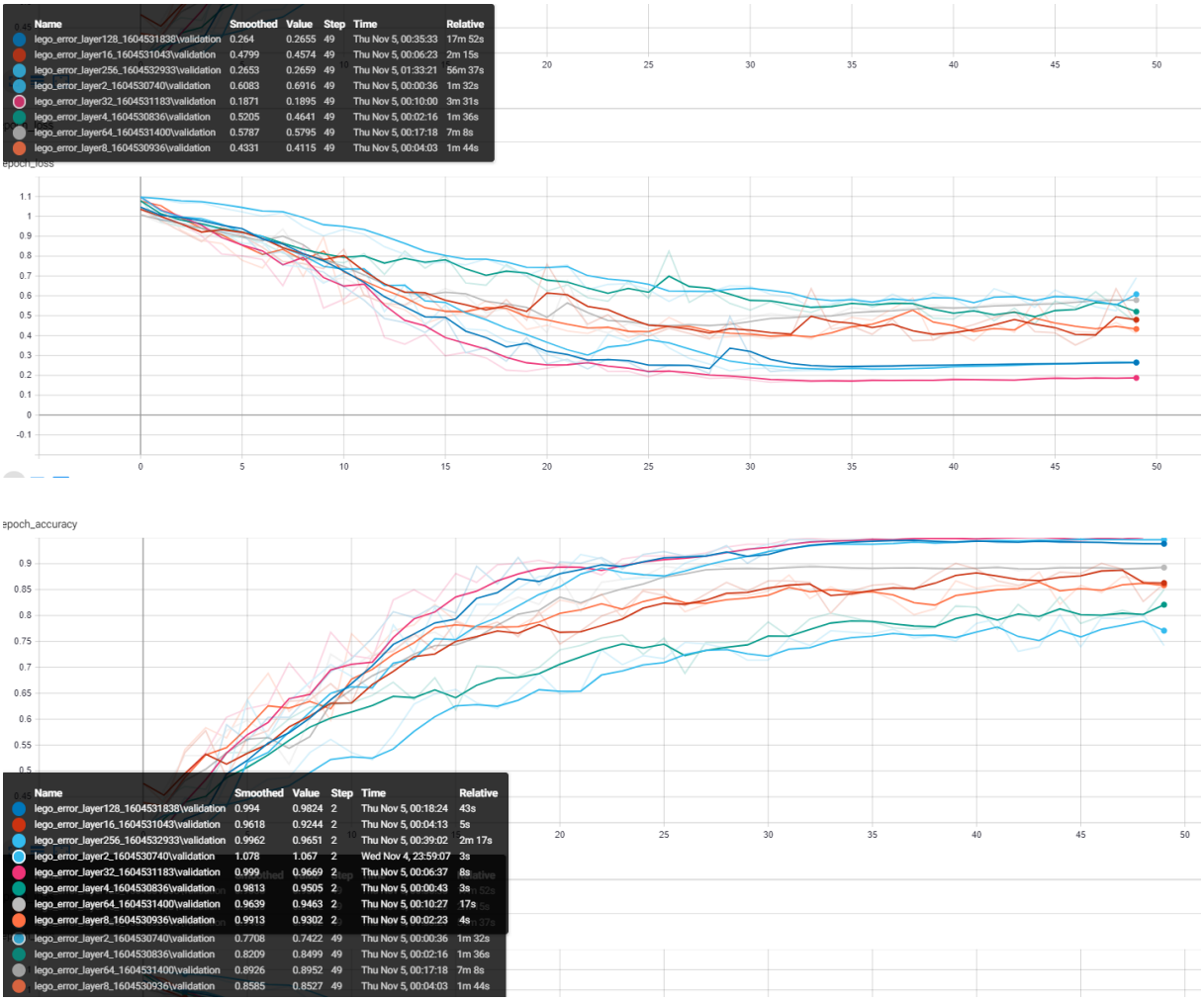
A többi ahol voltak layerek 2-128ig, ott egy formán teljesítettek nagyjából annyi különbséggel, hogy a 4-es layer valami csodálatos modon kiemelekedett a többiből és az lett a legjobb loss-ban míg a többi „másodikként” együtt van mögötte.

Itt volt overtrain, olyan 20-as epochtól. (talán a 4-es layernél nem)

<u>Ez alapján egyedül a 4es a legjobb, erre a problémára:</u>

Kíváncsi voltam, hogy ha 3 ugyanolyan layert használok az milyen változást hoz, ezért arra is lefutattam:

3 darab ugyanolyan layer:



Az erdmények jobbak lettek, mint az előzőnél, tehát látszik, hogy körülbelül igaz, hogy „több layer = jobb eredmény”.

Itt viszont már a legjobb a 32-es layer lett nem a 4-es. A 4-es az vissza is esett az hatodik helyre.

A 32-es és a 128, 256-os layer vannak elől ők teljesítettek a legjobban. Ez érdekes tapasztalat, mivel nem egymás mellettik. Ebből azt következik, hogy nem feltétlen egy szám közelében teljesítenek jól a függvények, hanem több ilyen szám is lehet.

Ezekalapján majd össze mixelt layerekt is össze fogok rakni, hogy meglássam mi a legjobb.

Itt overtrainelés már nem figyelhető meg 50 epochnál sem, ami elég meglepő.

Közös tanulságok:

- Mindenhol az epoch loss-t vettem alapul validation tekintetében, tehát elég jó eredmények jöttek ki a végére egy 95%.
- érdemes az időt is megfigyelni mennyi ideig tartott lefutattani. Az utolsü példánál maradva a 256-os layer 1 óráig futott, míg például a 32-es 4 percig se. Ha gyorsan kell valamit csinálni ez is egy fontos szempont lehet
- „több layer = jobb eredmény”
- úgy látszik van egy optimuma a kép méretnek vagy is legalább olyan pontja ahol jelentősen nem jaívít már ha javít. Eltárolás szempontjából ez mindenképpen fontos, mert például 3000x2000 pixeles képek adathalamza 32gigabájt+ lett volna így meg pár killobját volt a teljes adathalmaz.
- A Batchből pedig tényleg úgy néz ki van optimum, mert fölötte és alatta is egyre rosszabbul teljesítettek. (vagy legalább is lassaban konvergáltak).

Vegyes layerek:

Demeter Norbert Krisztián – DRHO37