

Poređenje različitih arhitektura neuronskih mrež za klasifikovanje rendgenskih slika pluća

Arhitektura modela 1 (model0.py)

Prva arhitektura sadrži ukupno 34 sloja (Slika 1). Za grupisanje slojeva u jedan model koristimo *Sequential* klasu.

Layer (type)	Output Shape	Param #
<hr/>		
conv2d_79 (Conv2D)	(None, 128, 128, 32)	896
max_pooling2d_79 (MaxPooling)	(None, 64, 64, 32)	0
spatial_dropout2d_77 (Spatial)	(None, 64, 64, 32)	0
conv2d_80 (Conv2D)	(None, 64, 64, 32)	9248
max_pooling2d_80 (MaxPooling)	(None, 32, 32, 32)	0
batch_normalization_65 (Batch)	(None, 32, 32, 32)	128
spatial_dropout2d_78 (Spatial)	(None, 32, 32, 32)	0
conv2d_81 (Conv2D)	(None, 32, 32, 32)	9248
max_pooling2d_81 (MaxPooling)	(None, 16, 16, 32)	0
batch_normalization_66 (Batch)	(None, 16, 16, 32)	128
spatial_dropout2d_79 (Spatial)	(None, 16, 16, 32)	0
conv2d_82 (Conv2D)	(None, 16, 16, 32)	9248
max_pooling2d_82 (MaxPooling)	(None, 8, 8, 32)	0
batch_normalization_67 (Batch)	(None, 8, 8, 32)	128
spatial_dropout2d_80 (Spatial)	(None, 8, 8, 32)	0
conv2d_83 (Conv2D)	(None, 8, 8, 32)	9248
max_pooling2d_83 (MaxPooling)	(None, 4, 4, 32)	0
batch_normalization_68 (Batch)	(None, 4, 4, 32)	128
spatial_dropout2d_81 (Spatial)	(None, 4, 4, 32)	0
conv2d_84 (Conv2D)	(None, 4, 4, 32)	9248
max_pooling2d_84 (MaxPooling)	(None, 2, 2, 32)	0
batch_normalization_69 (Batch)	(None, 2, 2, 32)	128
spatial_dropout2d_82 (Spatial)	(None, 2, 2, 32)	0
conv2d_85 (Conv2D)	(None, 2, 2, 64)	18496
max_pooling2d_85 (MaxPooling)	(None, 1, 1, 64)	0
batch_normalization_70 (Batch)	(None, 1, 1, 64)	256
spatial_dropout2d_83 (Spatial)	(None, 1, 1, 64)	0
flatten_10 (Flatten)	(None, 64)	0
dropout_28 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_28 (Dense)	(None, 128)	8320
dropout_29 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_29 (Dense)	(None, 128)	16512
dropout_30 (Dropout)	(None, 128)	0
dense_30 (Dense)	(None, 3)	387
<hr/>		
Total params:	91,747	
Trainable params:	91,299	
Non-trainable params:	448	

Slika 1 Arhitektura prvog modela

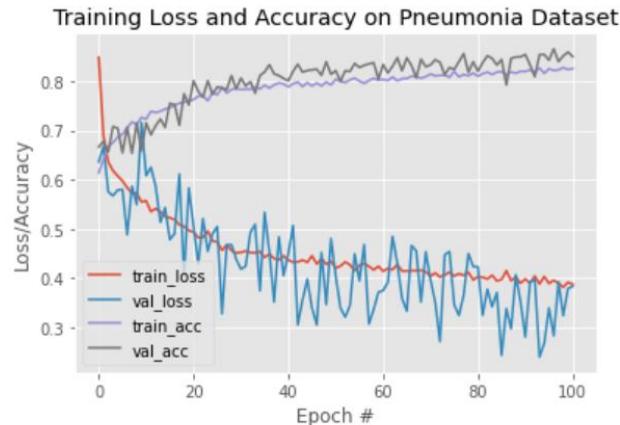
Rezultati i zapažanja:

- najbolji rezultat koji je postigao ovaj model je sledeći:
loss: 0.3908 - accuracy: 0.8255
val_loss: 0.3841 - val_accuracy: 0.8498
- postignut je sa hiperparametrom *learning rate* 0.001, *decay* kod optimizacije je 0.001/*epoch* (gde je *epoch* broj iteracija kroz ceo skup podataka, koji je setovan na 101). Slika 2 prikazuje grafik promene *loss* i *accuracy* kroz epohu.

Neuspeli eksperimenti nad ovim modelom:

- *learning rate* = 0.001, bez *decay*
- *decay* se koristi kako ne bismo morali da stavimo jako male vrednosti *learning rate*-a da *loss* ne bi divergirao
- broj epoha = 58
- rezultati:

loss: 0.4192 - accuracy: 0.8011
val_loss: 0.4487 - val_accuracy: 0.8162



Slika 2 Loss/accuracy za prvu arhitekturu modela

Arhitektura modela 2 (model1.py)

Druga arhitektura (Slika 3) se oslanja na VGG16 mrežu koja je predstavljena 2014. ali se i do danas ima odlične rezultate. Iz nje smo izostavile FC slojeve na vrhu i dodale izmenjenu verziju. Koristi se *average pooling* sloj, *flatten* sloj i dva FC sloja sa regularizacijom između sa 0.5 verovatnoćom. Za optimizaciju koristimo *Adam* jer je trenutno najaktuelniji i najefikasniji, a za funkciju greške koristimo *categorical crossentropy*.

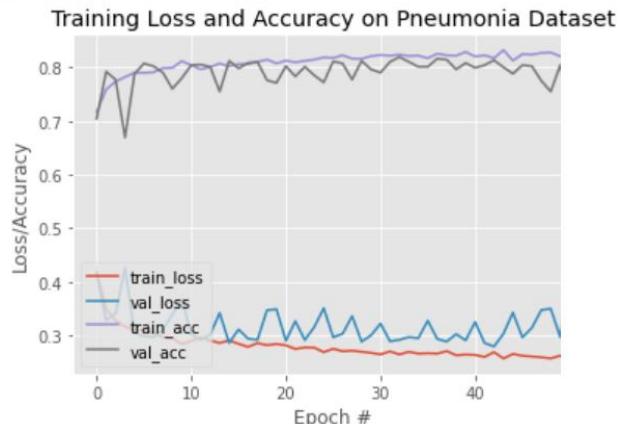
Layer (type)	Output Shape	Param #
input_13 (InputLayer)	[None, 128, 128, 3]	0
block1_conv1 (Conv2D)	(None, 128, 128, 64)	1792
block1_conv2 (Conv2D)	(None, 128, 128, 64)	36928
block1_pool (MaxPooling2D)	(None, 64, 64, 64)	0
block2_conv1 (Conv2D)	(None, 64, 64, 128)	73856
block2_conv2 (Conv2D)	(None, 64, 64, 128)	147584
block2_pool (MaxPooling2D)	(None, 32, 32, 128)	0
block3_conv1 (Conv2D)	(None, 32, 32, 256)	295168
block3_conv2 (Conv2D)	(None, 32, 32, 256)	590080
block3_conv3 (Conv2D)	(None, 32, 32, 256)	590080
block3_pool (MaxPooling2D)	(None, 16, 16, 256)	0
block4_conv1 (Conv2D)	(None, 16, 16, 512)	1180160
block4_conv2 (Conv2D)	(None, 16, 16, 512)	2359808
block4_conv3 (Conv2D)	(None, 16, 16, 512)	2359808
block4_pool (MaxPooling2D)	(None, 8, 8, 512)	0
block5_conv1 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	2359808
block5_conv2 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	2359808
block5_conv3 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	2359808
block5_pool (MaxPooling2D)	(None, 4, 4, 512)	0
average_pooling2d_12 (Averag (None, 2, 2, 512)	0	
flatten (Flatten)	(None, 2048)	0
dense_24 (Dense)	(None, 64)	131136
batch_normalization_11 (Bac (None, 64)	0	
dropout_12 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_25 (Dense)	(None, 3)	195

Total params: 14,846,275
Trainable params: 131,459
Non-trainable params: 14,714,816

Slika 3 Arhitektura drugog modela

Rezultati i zapažanja:

- Najbolji rezultat koji je ova mreža postigla jeste sledeći:
loss: 0.2660 - accuracy: 0.8250
val_loss: 0.2953 - val_accuracy: 0.8155
- *learning rate* je u ovom slučaju postavljen na 0.001, broj epoha je 51, a *batch size* je 32.
- Slika 4 prikazuje promene *loss* i *accuracy* kroz vreme.



Slika 4 Loss i accuracy drugog modela

Neuspeli eksperimenti:

1. Eksperiment:

- $epoch = 25$, $steps per epoch = 500$
- rezultat: loss: 0.5171 - accuracy: 0.7521 - val_loss: 0.4341 - val_accuracy: 0.8117

2. Eksperiment:

- $epoch = 100$, $batch size = 64$
- $learning rate = 0.001$
- dodali smo $decay=learning rate/epoch$
- rezultat: loss: 0.4251 - accuracy: 0.7945 - val_loss: 0.5141 - val_accuracy: 0.7917

3. Eksperiment:

- $dropout$ promenjen sa 0.5 na 0.25 kako bismo izbegli underfitting
- $learning rate = 0.001$ (bez $decay$)
- $epoch = 60$, $batch size = 32$, $steps_per_epoch=4000$ // $batch size$
- rezultat: loss: 0.1884 - accuracy: 0.8770 - val_loss: 0.3217 - val_accuracy: 0.7833

4. Eksperiment:

- veličina slike promenjena sa 128x128 na 224x224
- $steps per epoch=49$
- rezultat: loss: 0.5371 - accuracy: 0.7331 - val_loss: 0.4930 - val_accuracy: 0.795

Arhitektura modela 3 (model2.py)

Treća arhitektura sadrži ukupno 26 slojeva (Slika 5). Za grupisanje slojeva u jedan model koristimo *Sequential* klasu.

Rezultati i zapažanja:

- Nakon 100 epoha ($batch size$ je 64) rezultat je sledeći (Slika 6):
loss: 0.1214 - accuracy: 0.9264 - val_loss: 0.1983 - val_accuracy: 0.8679
- Upotrebom regularizacije u odgovarajućoj meri i povećanjem skupa podataka *data augmentation* tehnikom, i dalje postoji *overfitting* ali je u velikoj meri smanjen u odnosu na prethodne verzije.
- Postoje sličnosti sa prvom arhitekturom, ali u ovom slučaju je korišćen veći *zero padding* i u svakom sledećem konvolucionom sloju se duplira broj filtera (32, 64, 128,...). Takođe, *max pooling* sloj je upotrebljen samo na jednom mestu.

Model: "sequential_3"

Layer (type)	Output Shape	Param #
<hr/>		
zero_padding2d_9 (ZeroPaddin	(None, 230, 230, 3)	0
conv2d_12 (Conv2D)	(None, 112, 112, 32)	4736
batch_normalization_15 (Batch	(None, 112, 112, 32)	448
activation_12 (Activation)	(None, 112, 112, 32)	0
zero_padding2d_10 (ZeroPaddi	(None, 114, 114, 32)	0
max_pooling2d_3 (MaxPooling2	(None, 56, 56, 32)	0
batch_normalization_16 (Batch	(None, 56, 56, 32)	224
dropout_15 (Dropout)	(None, 56, 56, 32)	0
zero_padding2d_11 (ZeroPaddi	(None, 58, 58, 32)	0
conv2d_13 (Conv2D)	(None, 28, 28, 64)	18496
batch_normalization_17 (Batch	(None, 28, 28, 64)	112
activation_13 (Activation)	(None, 28, 28, 64)	0
dropout_16 (Dropout)	(None, 28, 28, 64)	0
conv2d_14 (Conv2D)	(None, 14, 14, 128)	73856
batch_normalization_18 (Batch	(None, 14, 14, 128)	56
activation_14 (Activation)	(None, 14, 14, 128)	0
dropout_17 (Dropout)	(None, 14, 14, 128)	0
conv2d_15 (Conv2D)	(None, 7, 7, 256)	295168
batch_normalization_19 (Batch	(None, 7, 7, 256)	28
activation_15 (Activation)	(None, 7, 7, 256)	0
dropout_18 (Dropout)	(None, 7, 7, 256)	0
flatten_3 (Flatten)	(None, 12544)	0
dense_6 (Dense)	(None, 512)	6423040
dropout_19 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_7 (Dense)	(None, 3)	1539
<hr/>		
Total params:	6,817,703	
Trainable params:	6,817,269	
Non-trainable params:	434	

Slika 5 Arhitektura trećeg modela

Eksperimenti:

1. Eksperiment 1

Pre dodavanja dropout slojeva na više mesta u modelu, rezultati su bili solidni, ali postojao je *overfitting*. Bilo je potrebno povećati regularizaciju. Rezultati su bili sledeći:

loss: 0.1172 - accuracy: 0.9267

val_loss: 0.4141 - val_accuracy: 0.8202

2. Eksperiment 2

Poslednji dropout sa 0.25 verovatnoćom umesto 0.5, nije postojao nikakav vid povećanja obučavajućeg skupa (*data augmentation*).

loss: 0.0885 - accuracy: 0.9506 - val_loss:

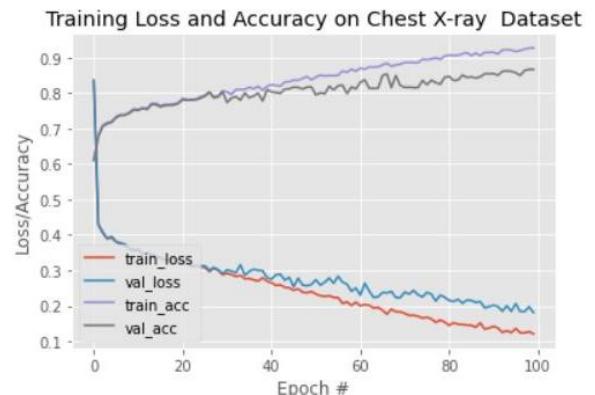
0.4605 - val_accuracy: 0.8117

3. Eksperiment 3

Previše povećani parametri regularizacije, došlo je do loših rezultata obučavajućeg skupa i *underfitting-a*:

loss: 0.3411 - accuracy: 0.7708 - val_loss:

0.2916 - val_accuracy: 0.8117



Slika 6 Loss i accuracy trećeg modela