## **Emotionserkennung mittels CNN in tensorflow**

## **Erstellen eines CNN**

**Test 0:** Modell:

Layer (type)	Output Sh	nape			Ра	ram #
conv2d (Conv2D)	(None,	46, 4	6,	64)	====	640
conv2d_1 (Conv2D)	(None,	44, 4	4,	128)		73856
conv2d_2 (Conv2D)	(None,	42, 4	2,	32)		36896
conv2d_3 (Conv2D)	(None,	40, 4	10,	16)		4624
conv2d_4 (Conv2D)	(None,	38, 3	88,	8)		1160
flatten (Flatten)	(None,	11552	2)			0
dense (Dense)	(None,	64)				739392
dense_1 (Dense)	(None,	7)				455

-----

Total params: 857,023 Trainable params: 857,023 Non-trainable params: 0

learning rate: 0.01 batch size: 32 epochs: 200

Das Training stoppte bereits nach der ersten Epoche mit einer accuracy von 25%, wahrscheinlich, da sich das Modell auf den besten Mittelwert trainiert hatte.

Daher reduzierte ich die learning rate und fügte Pooling layers und Dropout layers hinzu.

**Test 1:** Modell:

Layer (type) Ou	ıtput Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 46, 46, 64)	640
dropout (Dropout)	(None, 46, 46, 64)	0
<pre>max_pooling2d (MaxPooling2D )</pre>	(None, 15, 15, 64)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 13, 13, 128)	73856
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 11, 11, 32)	36896
<pre>dropout_1 (Dropout)</pre>	(None, 11, 11, 32)	0
<pre>max_pooling2d_1 (MaxPooling 2D)</pre>	(None, 5, 5, 32)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 3, 3, 16)	4624
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 1, 1, 8)	1160
flatten (Flatten)	(None, 8)	0
dense (Dense)	(None, 64)	576
<pre>dropout_2 (Dropout)</pre>	(None, 64)	0
dense_1 (Dense)	(None, 7)	455

\_\_\_\_\_\_

Total params: 118,207 Trainable params: 118,207 Non-trainable params: 0

learning rate: 0.001 batch size: 32 epochs: 200

Das Modell hörte nach 16 Epochen auf, sich zu verbessern und erreichte eine accuracy von 25.11% Ich erhöhte die learning rate und verdoppelte die Anzahl der Layer im Modell.

Test 2: Modell:

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 46, 46, 64)	640
dropout (Dropout)	(None, 46, 46, 64)	0
<pre>max_pooling2d (MaxPooling2D )</pre>	(None, 15, 15, 64)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 13, 13, 128)	73856
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 11, 11, 32)	36896
dropout_1 (Dropout)	(None, 11, 11, 32)	0
<pre>max_pooling2d_1 (MaxPooling 2D)</pre>	(None, 5, 5, 32)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 3, 3, 16)	4624
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 1, 1, 8)	1160
<pre>up_sampling2d (UpSampling2D )</pre>	(None, 46, 46, 8)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 44, 44, 64)	4672
dropout_2 (Dropout)	(None, 44, 44, 64)	0
<pre>max_pooling2d_2 (MaxPooling 2D)</pre>	(None, 14, 14, 64)	0
conv2d_6 (Conv2D)	(None, 12, 12, 128)	73856
conv2d_7 (Conv2D)	(None, 10, 10, 32)	36896
<pre>dropout_3 (Dropout)</pre>	(None, 10, 10, 32)	0
<pre>max_pooling2d_3 (MaxPooling 2D)</pre>	(None, 5, 5, 32)	0
conv2d_8 (Conv2D)	(None, 3, 3, 16)	4624
conv2d_9 (Conv2D)	(None, 1, 1, 8)	1160
flatten (Flatten)	(None, 8)	0
dense (Dense)	(None, 256)	2304
dense_1 (Dense)	(None, 64)	16448
dropout_4 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_2 (Dense)	(None, 7)	455

\_\_\_\_\_\_

Total params: 257,591 Trainable params: 257,591 Non-trainable params: 0

learning rate: 0.005 batch size: 32 epochs: 200

Das Modell erreichte nach 8 Epochen eine accuracy von 25.1% und verbesserte sich danach nicht weiter.

Ich baute das Modell leicht um und fügte BatchNormalization layers hinzu

Ich überspringe hier mehrere nicht funktionale Modelle, die alle eine accuracy von 25% nicht maßgeblich überschritten haben. Die learing rate (0.001), batch size (32) und Epochenanzahl (200) waren für alle versuche gleich und ich habe mittels versuch und Irrtum dass Modell umgeordnet.

## Im folgenden ist das erste funktionierende Modell:

Test 24: Model:

Layer (type)	Output Shape	Param #
conv2d (Conv2D)	(None, 46, 46, 64)	
<pre>batch_normalization (B ormalization)</pre>	atchN (None, 46, 46, 64)	256
<pre>max_pooling2d (MaxPool )</pre>	ing2D (None, 23, 23, 64)	0
dropout (Dropout)	(None, 23, 23, 64)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 21, 21, 128)	73856
<pre>max_pooling2d_1 (MaxPo 2D)</pre>	oling (None, 10, 10, 128	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 8, 8, 32)	36896
<pre>batch_normalization_1 hNormalization)</pre>	(Batc (None, 8, 8, 32)	128
<pre>max_pooling2d_2 (MaxPo 2D)</pre>	oling (None, 4, 4, 32)	0
<pre>dropout_1 (Dropout)</pre>	(None, 4, 4, 32)	0
<pre>up_sampling2d (UpSampl )</pre>	ing2D (None, 16, 16, 32)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 14, 14, 16)	4624
<pre>max_pooling2d_3 (MaxPo 2D)</pre>	oling (None, 7, 7, 16)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 5, 5, 8)	1160
<pre>batch_normalization_2 hNormalization)</pre>	(Batc (None, 5, 5, 8)	32
<pre>max_pooling2d_4 (MaxPo 2D)</pre>	oling (None, 2, 2, 8)	0
<pre>up_sampling2d_1 (UpSam 2D)</pre>	pling (None, 16, 16, 8)	0
<pre>dropout_2 (Dropout)</pre>	(None, 16, 16, 8)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 14, 14, 128)	9344
<pre>max_pooling2d_5 (MaxPo 2D)</pre>	oling (None, 7, 7, 128)	0

conv2d_6 (Conv2D)	(None, 5, 5, 236)	272108
<pre>up_sampling2d_2 (UpSampling 2D)</pre>	(None, 20, 20, 236)	0
conv2d_7 (Conv2D)	(None, 18, 18, 16)	34000
<pre>max_pooling2d_6 (MaxPooling 2D)</pre>	(None, 9, 9, 16)	0
conv2d_8 (Conv2D)	(None, 7, 7, 8)	1160
<pre>batch_normalization_3 (Batc hNormalization)</pre>	(None, 7, 7, 8)	32
<pre>max_pooling2d_7 (MaxPooling 2D)</pre>	(None, 3, 3, 8)	0
<pre>up_sampling2d_3 (UpSampling 2D)</pre>	(None, 24, 24, 8)	0
dropout_3 (Dropout)	(None, 24, 24, 8)	0
conv2d_9 (Conv2D)	(None, 22, 22, 4)	292
<pre>max_pooling2d_8 (MaxPooling 2D)</pre>	(None, 11, 11, 4)	0
conv2d_10 (Conv2D)	(None, 9, 9, 2)	74
<pre>up_sampling2d_4 (UpSampling 2D)</pre>	(None, 36, 36, 2)	0
<pre>batch_normalization_4 (Batc hNormalization)</pre>	(None, 36, 36, 2)	8
<pre>max_pooling2d_9 (MaxPooling 2D)</pre>	(None, 18, 18, 2)	0
dropout_4 (Dropout)	(None, 18, 18, 2)	0
conv2d_11 (Conv2D)	(None, 16, 16, 4)	76
<pre>max_pooling2d_10 (MaxPoolin g2D)</pre>	(None, 8, 8, 4)	0
flatten (Flatten)	(None, 256)	0
dense (Dense)	(None, 256)	65792
dense_1 (Dense)	(None, 64)	16448
<pre>batch_normalization_5 (Batc hNormalization)</pre>	(None, 64)	256
dropout_5 (Dropout)	(None, 64)	0
dense_2 (Dense)	(None, 7)	455

\_\_\_\_\_\_

Total params: 517,637 Trainable params: 517,281 Non-trainable params: 356

learning rate: 0.001 batch size: 32 epochs: 200

Dieses Modell erreichte eine accuracy von 56% und hatte am ende der 200 Epochen das Training noch nicht abgeschlossen.

Ich erhöhte daher die learning rate.

**Test 25:** 

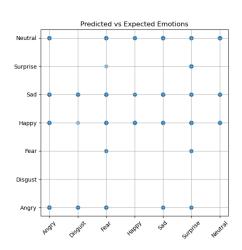
Modell: wie 24

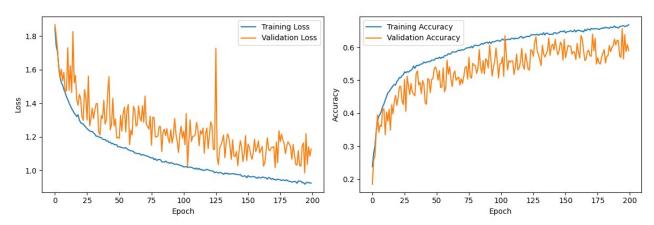
learning rate: 0.005 batch size: 32 epochs: 200

Das Modell erreichte am ende des Trainings eine testaccuracy von 59.11%

Allerdings erreichte die validation-accuracy schon bei Epoche 150 ein Plateau und oszillierte zwischen 56% und 64%.

Ich verringerte daher die Epochenanzahl und erhöhte die learning rate weiter.





**Test 26:** 

Modell: wie 24 learning rate: 0.01 batch size: 32 epochs: 200

Das Modell oszilliert zwischen einer validation accuracy von 15% bis 30% Ich senkte daher die learning rate wieder und verringerte die batch size, um die Oszillation zu verringern

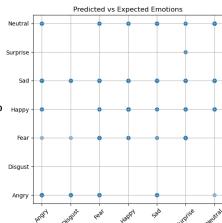
**Test 27:** 

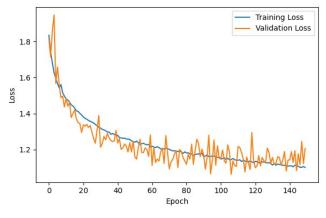
Modell: wie 24 learning rate: 0.005

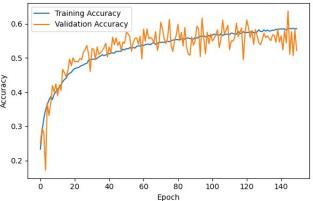
batch size: 16 epochs: 150

Das Modell erreichte nur noch eine test-accuracy von 53.13% Happy und zeigt ähnliche Oszillation wie 25.

Ich erhöhte also die batch size wider, in der Hoffnung, dadurch eine höhere accuracy zu erreichen.







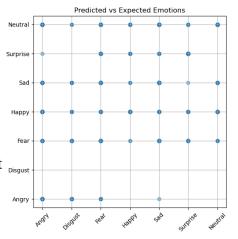
**Test 28:** 

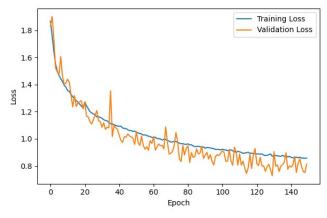
Modell: wie 24 learning rate: 0.005

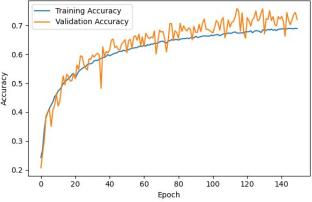
batch size: 64 epochs: 150

Das Modell erreicht eine test-accuracy von 71.71%. Bereits nach 50 Epochen wird eine validation-accuracy von über 60% erreicht.

Daher reduziere ich die Epochenanzahl auf 80. Dadurch geht zwar Genauigkeit verloren, jedoch wird der Zeitaufwand für das Training reduziert.







**Test 29:** 

Modell: wie 24 learning rate: 0.005 batch size: 64 epochs: 80

Das Modell erreicht eine test-accuracy von 67.74%.

Das scatter-diagramm offenbart allerdings noch eine hohe Ungenauigkeit der Daten. Da das Modell die Aufgabenstellung erfüllt und vergleichsweise schnell trainiert werden kann, werde ich mit diesem Modell weiter arbeiten.

## Test mit gespiegelten Daten

**Test 30:** 

Modell und Parameter: wie 29

Mit gespiegelten Daten wird eine test-accuracy von 63.75% erreicht. Das ist eine geringfügig geringere Genauigkeit als ohne gespiegelte Daten, diese leichte Abweichung ist aber höchstwahrscheinlich zu einem signifikanten Anteil auf zufällige Abweichungen zurück zu führen. Der scatter-plot wiederum wirkt kohärenter als bei Test 29. Der Loss-plot suggeriert, dass das Training noch für mehrere Epochen fortgeführt werden könnte, um die Genauigkeit zu erhöhen.

