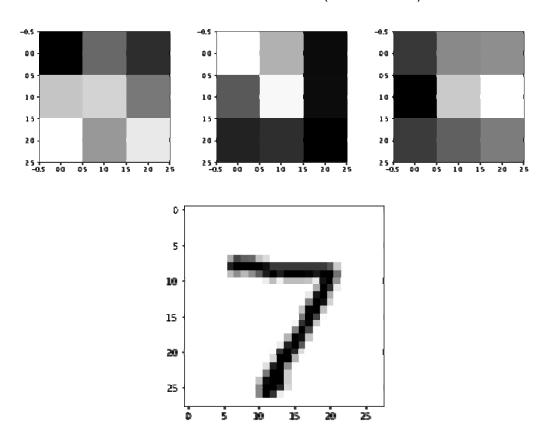
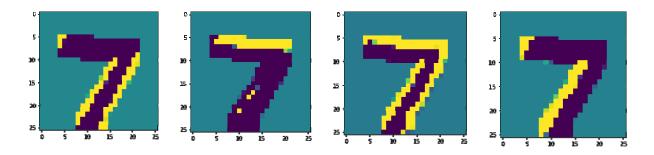
Convolutional Neuronal Networks 1

Grundsätzlich ist es möglich, mit einem Neuronalen Netz (NN), wie wir es in den letzten Übungen kennen gelernt habe, vorherzusagen, was auf einem Bild zu sehen ist. Der vorgestellte Ansatz hat aber (auch praktische) Grenzen, die im Wesentlichen darauf zurückzuführen sind, dass das NN kein allgemein gültiges "Verständnis", wie ein Bild aufgebaut ist, hat. Genau das ist die Idee bei sog. *Convolutional Neural Networks* (CNN). Dieses entwickelt ein Verständnis über den Aufbau von Bildern. Genau genommen werden hierbei lokale Muster gelernt. Das sind kleine zweidimensionale Fenster (z.B. 3x3 Pixel).



Nachfolgende Abbildungen illustrieren 4 Beispiele, anhand welcher Kanten das CNN erkennt, dass es sich hierbei um die Ziffer ,7' handelt.



CNNs sind das Maß der Dinge, wenn es um die Bildverarbeitung/-klassifizierung (= maschinelles Sehen) geht.

Grundlage für nachfolgende Übung bildet das Keras-MNIST-Dataset. Wie die Daten aufzubereiten sind, sollte soweit einmal klar sein; wobei es bei der Shape einen kleinen aber wichtige Erweiterung gibt. Aber der Reihe nach!

Damit aus einem NN ein CNN wird, braucht es eigentlich nur einen einzigen neuen Layer, den Conv2D-Layer¹.

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Conv2D, Dense, Flatten
from tensorflow.keras.utils import to_categorical 

model = Sequential()
model.add(Conv2D(10, kernel_size=(3,3), activation="relu",
input_shape=(28,28,1)))
model.add(Flatten())
model.add(Dense(10, activation="softmax"))

model.compile(optimzer="rmsprop", loss="categorical_crossentropy",
metrics=["accuracy"])

model.fit(train images, train labels, epochs=10, batch size=1000)
```

Datenaufbereitung

Wie der Dfinition der Input-Shape zu entnehmen ist, braucht es die Shape (28, 28, 1). Zurückzuführen ist das auf die Anforderungen, die der Conv2D-Layer mit sich bringt. Um die Bilddaten als solches verarbeite zu können, braucht es die entsprechende Form einer Abbildung (x-Achse bzw. y-Achse sowie Information über den Farbkanal). Nachdem im Beispielsfall Graustufenbilder gegeben sind, reicht 1 Kanal.

Flatten, wozu?

✓ 20.1.3 Warum braucht es den Flatten-Layer? Transparenz liefet das Attribut output shape der Klasse Sequential. Dessen Anwendung siehe Klasse Flatten.

Filter visualisieren

¹ https://keras.io/api/layers/convolution_layers/convolution2d/

Einleitend (siehe oben) sind drei beispielhafte Filter, die der Conv2D-Layer gelernt hat, dargestellt. Um diese zu visualisieren, muss man wissen, dass die model-Variable (vom Typ Sequential) die entsprechenden Informationen bereitstellt.

```
model.layers
```

Output:

Über layers kann man auf sämtliche Layers des Modells zugreifen. Uns interessiert der erste, der Conv2D-Layer. Nachdem es sich um eine Liste handelt, sollte die Art und Weise der Selektion klar sein:

```
model.layers[0].weights
```

Output:

```
[<tf.Variable 'conv2d 8/kernel:0' shape=(3, 3, 1, 10) dtype=float32, numpy=array([[[-0.09856407], 0.1903866], -0.05910416, -0.10853323, 0 (das ie-
                                                                    0 (das ie-
           -0.20164576, -0.08738692, -0.15775552, 0.0388436,
                                                                    weils 0.
            0.10379335, 0.15335637]],
                                                                    Pixel)
         1 (das
            0.13874826, -0.13848028,
                                        0.10793245, 0.05125847,
                                                                    jeweils 1.
           -0.04102194, 0.1893729 ]],
                                                                    Pixel)
         [[0.04165038, 0.1503039, -0.2032386, -0.03458954,
                                                                    2
            0.01996356, -0.13969208, -0.13842005, 0.18356541,
           -0.0280593 , -0.1511026 ]]],
```

Die Filter, die Layer gelernt hat, sind über weights einsehbar. Hierbei handelt es sich um 3x3 Numpy-Arrays mit jeweils 10 Einträgen. Zurückzuführen ist das einerseits auf die Anzahl der definierten Filter (vgl. Argument filters) sowie die Kernel-Size (vgl. Argument kernel_size) beim Instanziieren des der Conv2D-Layers. Daraus ergeben sich 9 Pixel umfassende Filter. Diese jeweils 9 Werte sind wie folgt enthalten: Das Pixel 0 vom Filter 0 ist an Position 0 (siehe gelbe Markierung) der 3. Dimension (siehe ID "0") enthalten. Das Pixel 0 vom Filter 1 ist an Position 1 (siehe grüne Markierung) der 3. Dimension (siehe ID "0") enthalten.

Gespeichert sind die Werte in einer Variabel des Typs tf. Variable. Der Zugriff ist zugegebenermaßen etwas umständlich:

```
import tensorflow.keras.backend as K
data = K.eval(model.layers[0].weights[0])
data
```

Output:

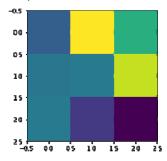
```
array([[[[-0.09856407, 0.1903866 , -0.05910416, -0.10853323, -0.20164576, -0.08738692, -0.15775552, 0.0388436 , 0.10379335, 0.15335637]],
```

. . .

Nachdem der Aufbau der Datenstruktur mit den gelernten Filtern klar ist, kann man diese ratzfatz visualisieren:

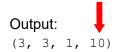
```
plt.imshow(data[].reshape(3,3))
plt.show()
```

Output:



Na ja, so einfach ist das dann doch wieder nicht! Denn wenn man die Shape von data ausgibt, wird einem leicht schwindelig:

data.shape



Wir wissen, dass alle an der Stelle 0, der Stelle 1 usw. zusammengehören und somit einen Filter bilden. Es ist somit ausschließlich die letzte Achse, die uns interessiert. Und damit man zu dieser gelangt, muss man alle der 1., dann alle der 2. und alle der 3. auswählen. Dann kann man mit den IDs von 0 bis 9 das gewünschte Filter selektieren.

20.1.4 Visualisieren Sie die 10 gelernten Filter.