

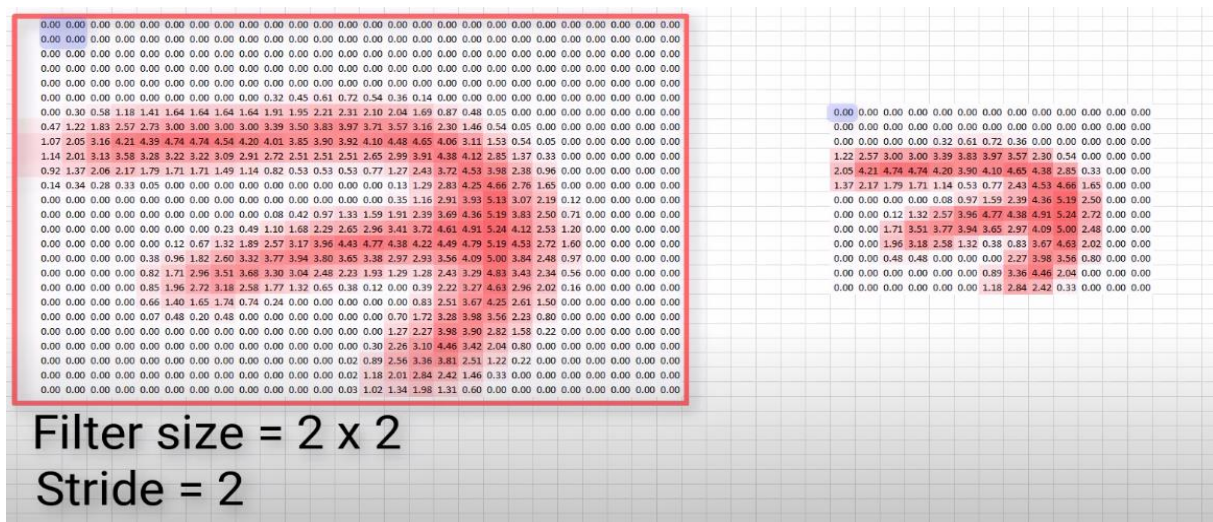
Elméleti Kiegészítések

Kicsit jobban utána szerettem volna járni, hogy pontosan mi történik az egyes folyamatok hátterében, szerettem volna jobban megérteni a kódot ezért kicsit beleástam magam az elméleti részekbe, hogy pontosan hogyan működik a konvolúciós neurális háló milyen paraméterei vannak és pontosan mit csinál a max-pooling. Ehhez nagy segítség volt a konzulens által ajánlott videósorozat ami az alábbi linken található:

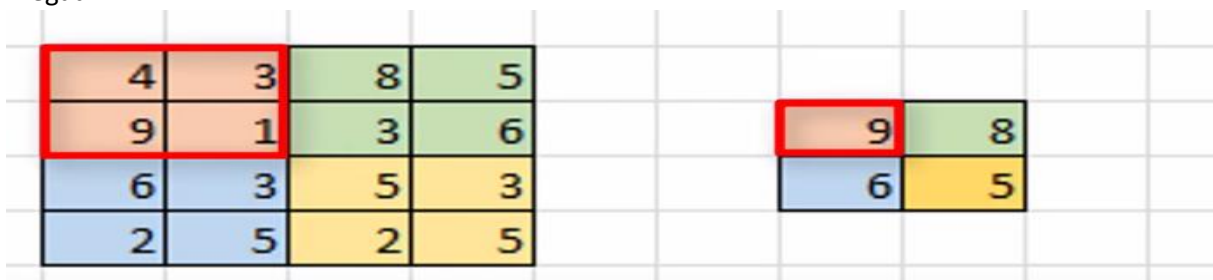
https://www.youtube.com/watch?v=gZmobeGL0Yg&list=PLZbbT5o_s2xq7Lwl2y8_QtvuXZedL6tQU&ab_channel=deeplizard



Max poolint tipikusan a konvolúciós neurális hálónál alkalmazzuk. Max pooling segítségével csökkenteni tudjuk az input dimenzióját így hatékonyabbá téve a tanulási folyamatokat, kisebb méretű adaton kell dolgozni ez gyorsítja a tanulási folyamatokat és a max pooling segít, hogy ne forduljon elő az overfitting.



Itt láthatunk egy példát a működésére. Ahogy a képen is látszik, hogy a filter mérete 2x2-es ez azt jelenti, hogy ezzel a mérettel végigmegy az inputon és kiválasztja mindenhol a maximum értéket így pl 4 érték helyett 1-et kapunk, a legnagyobbat. Tehát ez a filter az input magasságát és szélességét is felére csökkenti, ha ezt a 2x2-es filtert kettővel toljuk arrébb, amit a Stride segítségével tudunk megadni.



Itt láthatunk rá egy példát:

```
model = Sequential([
    Dense(16, activation='relu', input_shape=(20,20,3)),
    Conv2D(32, kernel_size=(3, 3), activation='relu', padding='same'),
    .....➡ MaxPooling2D(pool_size=(2, 2), strides=2, padding='valid'),
    Conv2D(64, kernel_size=(5, 5), activation='relu', padding='same'),
    Flatten(),
    Dense(2, activation='softmax'),
])
```

pool_size paraméter megmondja mekkora legyen a filterünk a strides az eltolás mértéke a padding meg a kitöltést, aminél meg lehetne adni a „same” értéket is ilyenkor olyan állapotra hozza az inputot, hogy a különböző műveletek után az output mérete pont annyi legyen, mint az inputé ezért itt „valid” értéket használunk különben az egyész értelmét vesztené.

Összefoglalás:

```
model.summary()
```

Layer (type)	Output Shape	Param #
dense_1 (Dense)	(None, 20, 20, 16)	64
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 20, 20, 32)	4640
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 10, 10, 32)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 10, 10, 64)	51264
flatten_1 (Flatten)	(None, 6400)	0
dense_2 (Dense)	(None, 2)	12802
Total params: 68,770		
Trainable params: 68,770		

Convolutional Neural Networks

A CNN az egyik legismertebb neurális háló a képfelismerés témakörében. A CNN egy olyan neurális háló, aminek az erősege az alakzatok megtalálása, tehát olyan speciális tulajdonságokkal rendelkezik, hogy hatékonyan ismeri fel a különböző alakzatokat filterek segítségével. A CNN tartalmaz úgynevezett convolutional layer-eket innen jön az elnevezése. Ezek a rétegek ugyanúgy, mint a többi az inputot transzformációk segítségével átalakítja és továbbítja a következő rétegnek csak itt ezek a transzformációs lépéseket konvolúciós műveletek. Különböző filterek segítségével képes felismerni a képen lévő alakzatokat, mint például ma kör vagy valaminek a sarka vagy az alakzatok szélei.



Filterek:

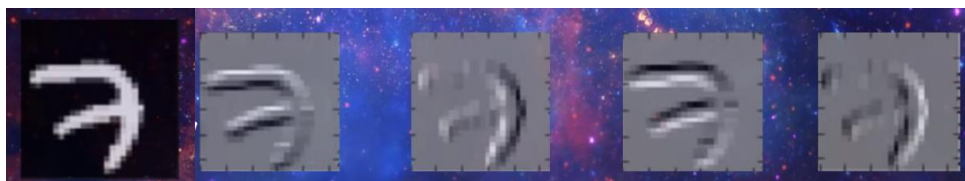
[illegible]

Mint ahogy a max poolingnál is láttuk itt is filterek vannak és hasonlóan működnek annyi különbséggel hogy itt nem a maximumot választjuk hanem minden értéket megszorozunk a megfelelő filter értékkel és összegezzük így születik meg egy pixel értéke Tehát itt nem az input nagyságának csökkentése a cél de sajnos ez is bekövetkezik mivel a széleket nem tudja számolni a filterrel ezért az első és utolsó sort és oszlopot törli de erre nyújt majd megoldást a padding amiről már volt szó a max poolingnál.

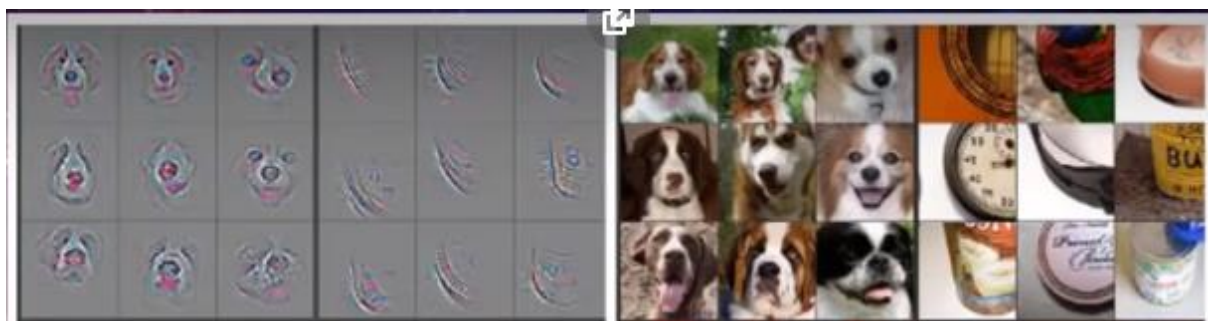
Különleges filterek:



Alkalmazásuk:



Látszik hogy alakzatunk élei különböző oldalról látszanak így könnyen felismerhetővé válik.



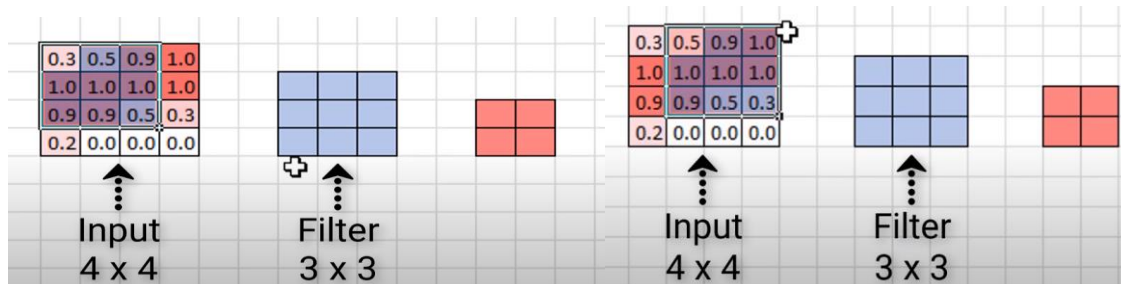
Látszik hogy ezeknél sokkal bonyolultabb filterek is léteznek erre láthatunk példát a képen.

Zero Padding

Mint ahogy már említettem a CNN transzformációk során csökkenti az input méretét és erre ad nekünk megoldást a padding. Több fajtája is létezik mint például a „same” ami azt eredményezi hogy az input és az output ugyanolyan méretű mint a „valid”-nál nem használunk paddinget így az output mérete eltérhet az inputétól.



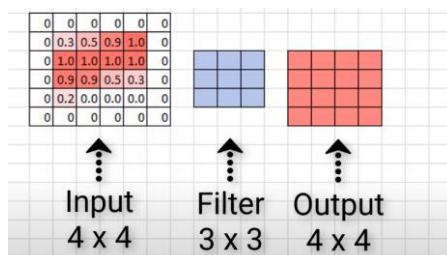
CNN a konvolúciós műveletek hatására átalakítja az output méretét okai:



Látszik hogy a filter soronként és oszloponként is csak kétszer fér el az inputban ezért a kimenet 2x2-es lesz.

$$\begin{aligned} n \times n \text{ image} \\ f \times f \text{ filter} \\ \text{output size} &= (n - f + 1) \times (n - f + 1) \end{aligned}$$

Ezzel a képlettel tudjuk leírni a csökkenés méretét.



Padding:

"valid" - no padding

"same" - padding to make output size same as input size

Ezen a képen jól látszik hogy működik a zero padding. Az inputot kiegészítjük csupa 0 értékkel felvesszünk hozzá egy új sort és oszlopot ennek hatására az output ugyanakkora méretűvé válik mint az input volt mivel a filter így csak azt az oszlopot és sort vágja le amit hozzá vettünk.

Példa:

```
model_valid = Sequential([
    Dense(16, activation='relu', input_shape=(20,20,3)),
    Conv2D(32, kernel_size=(3, 3), activation='relu', padding='valid'),
    Conv2D(64, kernel_size=(5, 5), activation='relu', padding='valid'),
    Conv2D(128, kernel_size=(7, 7), activation='relu', padding='valid'),
    Flatten(),
    Dense(2, activation='softmax'),
])
```

Output Shape			
(None, 20, 20, 16)			
(None, 18, 18, 32)			
(None, 14, 14, 64)			
(None, 8, 8, 128)			
(None, 8192)			
(None, 2)			

```
model_same = Sequential([
    Dense(16, activation='relu', input_shape=(20,20,3)),
    Conv2D(32, kernel_size=(3, 3), activation='relu', padding='same'),
    Conv2D(64, kernel_size=(5, 5), activation='relu', padding='same'),
    Conv2D(128, kernel_size=(7, 7), activation='relu', padding='same'),
    Flatten(),
    Dense(2, activation='softmax'),
])
```

Output Shape			
(None, 20, 20, 16)			
(None, 20, 20, 32)			
(None, 20, 20, 64)			
(None, 20, 20, 128)			
(None, 51200)			
(None, 2)			