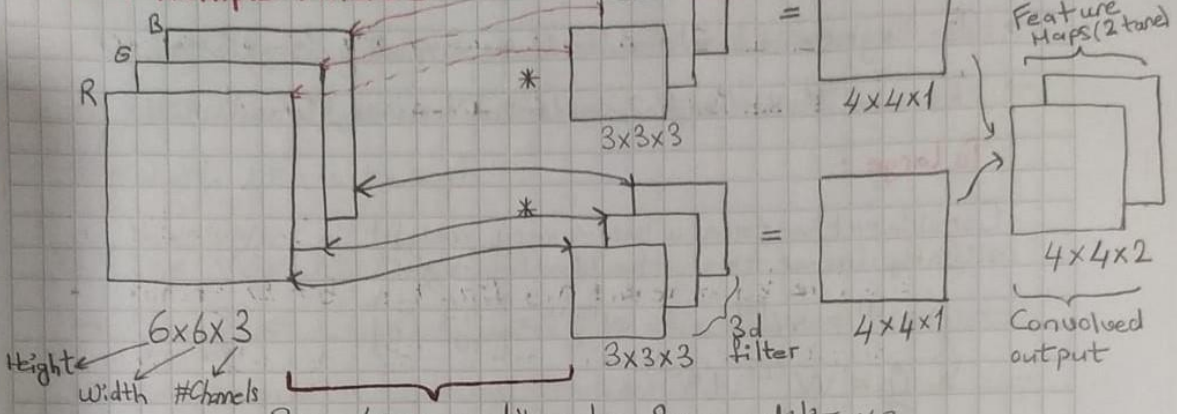
16) CNN Details

CNN Multiple filters :



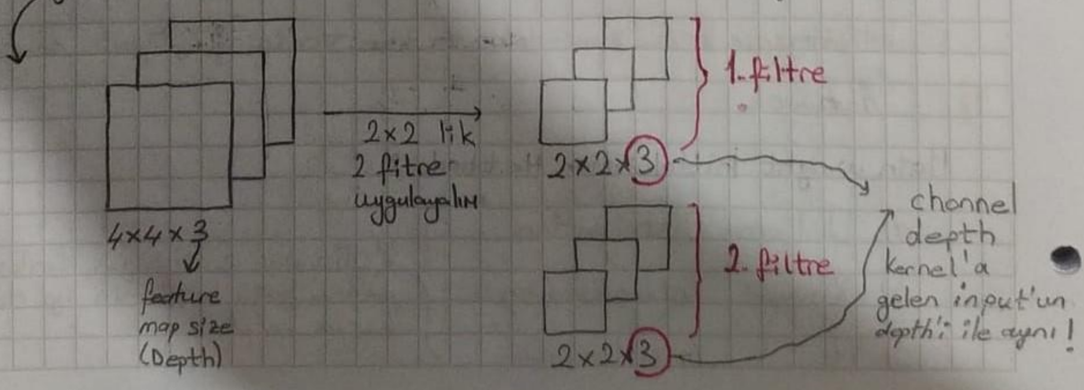
Aynı hücreye düşenler Sum edilir ve 2d 4x4 feature mapler elde edilir.

! Input channel #1 (Red) 'in üzerinde Kernel Channel #1 gezdirilir. Diğerleri için de aynısı yapılır ; sonrasında aynı hücreye denk gelenler toplanır ve bias eklenerek output elde edilir.

! Her zaman filter sayısı kadar feature map oluşur. Örneğin; if you had 16 filters, the depth of this convolutional output will be 16.

! Bir sonraki Kernel depth (chanel size) bir önceki output depth büyüklüğünde olmalı (feature map sayısı da diyebiliriz)

Yukarıdaki örnekten devam edelim : (4x4x2 yerine 4x4x3 olsun)



→ The number of channels of the input matrix and the number of channels in each filter must match in order to perform element-wise multiplication.

for first convolution:

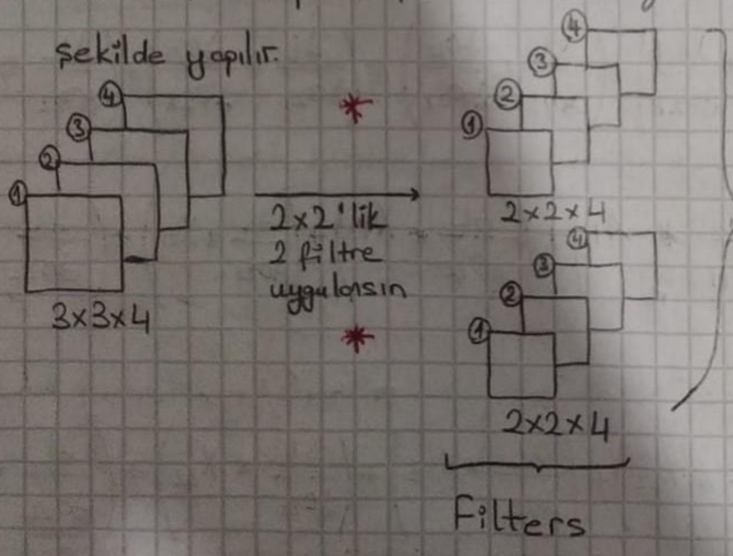
↳ RGB bir image olsun, bu sebeb ile Depth = 3 olacaktır. 32 filtre kullanacağız diyelim. Her bir filtrenin Depth'i de böylelikle 3 olur. (filter size isteğe bağlı değişir; 2x2, 3x3)

for the second convolution:

↳ for that convolution, the input Matrix has 32 channels (feature maps). So each filter for this Convolution must have 32 channels as well. Örneğin; each of the 64 filters for that 2nd convolution will have 32x3x3 shape.

1st convolution output Depth

* Buradaki toplam işlemleri de aynı şekilde yapılır.



2 filtre olduğu için 2 Feature map output olarak çıkacak.

Input ① ile filter ①'ler ② ile ②'ler extract edilir; sonrasında toplanır.

Finalde Depth = Channel = Feature Map = 2 olan convolved output üretilmiş olur.

Backpropagation in CNN : (özet)

$$\begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & X_{13} \\ X_{21} & X_{22} & X_{23} \\ X_{31} & X_{32} & X_{33} \end{bmatrix} \otimes \begin{bmatrix} F_{11} & F_{12} \\ F_{21} & F_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} O_{11} & O_{12} \\ O_{21} & O_{22} \end{bmatrix}$$

Input **X**   Filter **F**   *Output* **O**

$$O_{11} = X_{11}F_{11} + X_{12}F_{12} + X_{21}F_{21} + X_{22}F_{22}$$

$$\vdots$$

$$O_{22}$$

① $$\frac{\partial O_{11}}{\partial F_{11}} = X_{11} \qquad \frac{\partial O_{11}}{\partial F_{12}} = X_{12} \qquad \frac{\partial O_{11}}{\partial F_{21}} = X_{21} \qquad \frac{\partial O_{11}}{\partial F_{22}} = X_{22}$$

② $$\frac{\partial L}{\partial F_{11}} = \left(\frac{\partial L}{\partial O_{11}} * \frac{\partial O_{11}}{\partial F_{11}}\right) + \left(\frac{\partial L}{\partial O_{12}} * \frac{\partial O_{12}}{\partial F_{11}}\right) + \left(\frac{\partial L}{\partial O_{21}} * \frac{\partial O_{21}}{\partial F_{11}}\right) + \left(\frac{\partial L}{\partial O_{22}} * \frac{\partial O_{22}}{\partial F_{11}}\right)$$

$$\vdots$$

$$\frac{\partial L}{\partial F_{22}} = \left(\frac{\partial L}{\partial O_{11}} * \frac{\partial O_{11}}{\partial F_{22}}\right) + \left(\frac{\partial L}{\partial O_{12}} * \frac{\partial O_{12}}{\partial F_{22}}\right) + \left(\frac{\partial L}{\partial O_{21}} * \frac{\partial O_{21}}{\partial F_{22}}\right) + \left(\frac{\partial L}{\partial O_{22}} * \frac{\partial O_{22}}{\partial F_{22}}\right)$$

③ $$\frac{\partial L}{\partial F_{11}} = \left(\frac{\partial L}{\partial O_{11}} * X_{11}\right) + \left(\frac{\partial L}{\partial O_{12}} * X_{12}\right) + \left(\frac{\partial L}{\partial O_{21}} * X_{21}\right) + \left(\frac{\partial L}{\partial O_{22}} * X_{22}\right)$$

$$\vdots$$

$$\frac{\partial L}{\partial F_{22}} = \left(\frac{\partial L}{\partial O_{11}} * X_{22}\right) + \left(\frac{\partial L}{\partial O_{12}} * X_{23}\right) + \left(\frac{\partial L}{\partial O_{21}} * X_{32}\right) + \left(\frac{\partial L}{\partial O_{22}} * X_{33}\right)$$

✗ Normal bir backward'tan hiç bir farkı yoktur; sadece *matrisler ile yapılır işlemler.*

$$F_{updated} = F - \alpha \frac{\partial L}{\partial F}$$