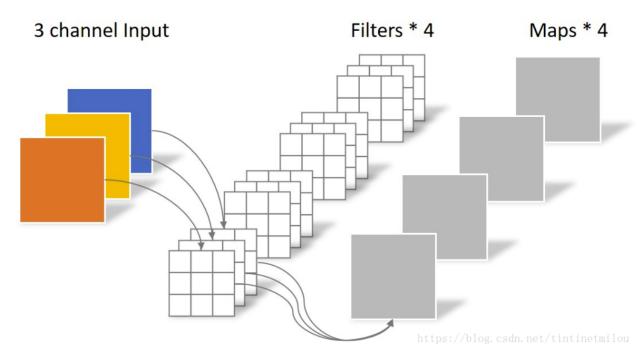
Depthwise (DW) 卷积与Pointwise (PW) 卷积,合起来被称作Depthwise Separable Convolution (参见Google的<u>Xception</u>),该结构和常规卷积操作类似,可用来提取特征,但相比于常规卷积操作,其参数量和运算成本较低。所以在一些轻量级网络中会碰到这种结构如<u>MobileNet</u>。

## 常规卷积操作

对于一张 $5\times5$ 像素、三通道彩色输入图片(shape为 $5\times5\times3$ )。经过 $3\times3$ 卷积核 的卷积层(假设输出通道数为4,则卷积核shape为 $3\times3\times3\times4$ ),最终输出4个 Feature Map,如果有same padding则尺寸与输入层相同( $5\times5$ ),如果没有则为尺寸变为 $3\times3$ 。



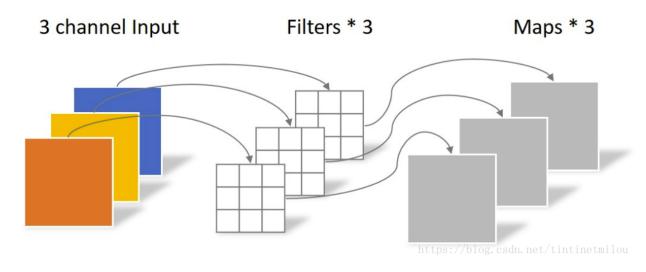
## Depthwise Separable Convolution

Depthwise Separable Convolution是将一个完整的卷积运算分解为两步进行,即Depthwise Convolution与Pointwise Convolution。

## Depthwise Convolution

不同于常规卷积操作,Depthwise Convolution的一个卷积核负责一个通道,一个通道只被一个卷积核卷积。上面所提到的常规卷积每个卷积核是同时操作输入图片的每个通道。

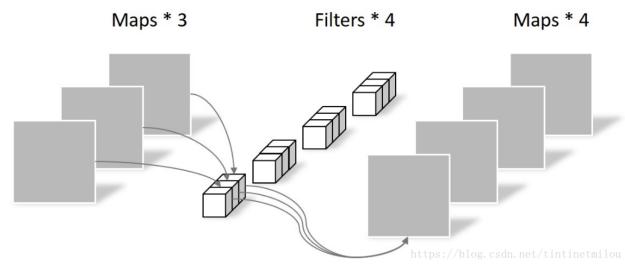
同样是对于一张5×5像素、三通道彩色输入图片(shape为5×5×3),Depthwise Convolution首先经过第一次卷积运算,不同于上面的常规卷积,DW 完全是在二维平面内进行。卷积核的数量与上一层的通道数相同(通道和卷积核 一一对应)。所以一个三通道的图像经过运算后生成了3个Feature map(如果有 same padding则尺寸与输入层相同为5×5),如下图所示。



Depthwise Convolution完成后的Feature map数量与输入层的通道数相同,无法扩展Feature map。而且这种运算对输入层的每个通道独立进行卷积运算,没有有效的利用不同通道在相同空间位置上的feature信息。因此需要Pointwise Convolution来将这些Feature map进行组合生成新的Feature map。

## Pointwise Convolution

Pointwise Convolution的运算与常规卷积运算非常相似,它的卷积核的尺寸为 1×1×M,M为上一层的通道数。所以这里的卷积运算会将上一步的map在深度方 向上进行加权组合,生成新的Feature map。有几个卷积核就有几个输出Feature map。如下图所示。



本文参考尹国冰的博客一<u>卷积神经网络中的Separable Convolution</u>