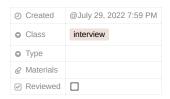
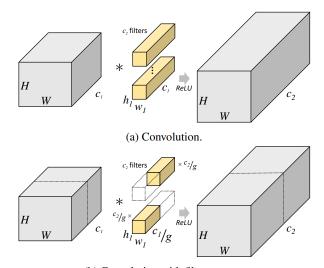
分组卷积和深度可分离卷积



分组卷积



(b) Convolution with filter groups.

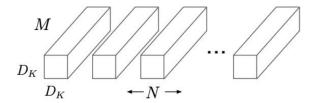
图中,a为普通卷积,b为分组卷积

图中的g代表groups数量,H和W代表输入特征图的高和宽, c_1 代表的是输入特征图的通道数, c_1 代表的是输出特征图的通道数。, h_1,w_1 代表的是卷积核的宽和高。无论是普通卷积还是分组卷积,输入的尺度为 $(batchsize,c_1,H,W)$,输出的尺度为 $(batchsize,c_2,H,W)$ 。但是普通卷积核的尺度为 (c_2,c_1,h_1,w_1) ,分组卷积核的尺度为 $(c_2,c_1/groups,h_1,w_1)$

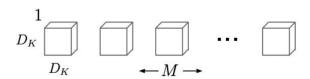
在这里假设groups=2

- 1. 首先将输入特征图x $(batchsize, c_1, H, W)$ 拆分为两个 $(batchsize, c_1//2, H, W)$
- 2. 将卷积参数 W (c2,c1//2,H,W)拆分为 W1 (c2//2,c1//2,H,W)和 W2 (c2//2,c1//2,H,W)
- 3. 将x1与W1进行卷积操作,将 x2与 W2进行卷积操作,分别得到 y1 (batch_size,c2//2,H,W)和 y2 (batch_size,c2//2,H,W)。
- 4. 将y1和y2进行concat,得y (batch_size,c2,H,W)。

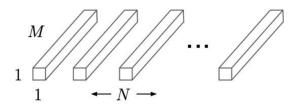
深度可分离卷积



(a) Standard Convolution Filters



(b) Depthwise Convolutional Filters



(c) 1×1 Convolutional Filters called Pointwise Convolution in the context of Depthwise Separable Convolution

深度可分离卷据是mobilenet的精髓,由deep_wise卷积和point_wise卷积组成

深度可分离卷积是分组卷积的扩展,与分组卷积不同的是,分离卷积只进行一次卷积,将不同group的输出concat即可而深度可分离卷积是进行了两次卷积操作,第一次先进行deep_wise卷积操作,卷积核的尺度为 = $(c^{in}, 1, \text{kernel_size})$ 第二次卷积为point_wise,是为了得到 c^{out} 维度的输出,卷积核尺度为 $(c^{out}, c^{in}, 1, 1)$